



Lidar multispectral pour la caractérisation des aérosols

Pierre Lafrique

► To cite this version:

Pierre Lafrique. Lidar multispectral pour la caractérisation des aérosols. Optique / photonique. Institut Supérieur de l'Aéronautique et de l'Espace (ISAE), 2015. Français. NNT: . tel-01302895

HAL Id: tel-01302895

<https://hal.science/tel-01302895>

Submitted on 15 Apr 2016

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



THÈSE



En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut Supérieur de l'Aéronautique et de l'Espace (ISAE)

Présentée et soutenue par :

LAFRIQUE Pierre

le jeudi 10 décembre 2015

LANGUEDOC-ROUSSILLON
LA RÉGION MIDI-PYRÉNÉES

Titre :



Lidar multispectral pour la caractérisation des aérosols

École doctorale et discipline ou spécialité :

ED GEET : Photonique et systèmes optoélectroniques

Unité de recherche :

Équipe d'accueil ISAE-ONERA OLIMPES

Directeur(s) de Thèse :

M. Xavier BRIOTTET (co-directeur de thèse)

M. Alain DABAS (co-directeur de thèse)

M. Laurent HESPEL (encadrant)

Jury :

M. Adolfo Comerón (UPC) Rapporteur

M. Emeric Fréjafon (INERIS) Rapporteur

M. Cyrille Flamant (LATMOS) Examineur

M. Jean-François Léon (OMP/LA) Examineur

M. Xavier Briottet (ONERA) Co-directeur de thèse

M. Alain Dabas (CNRM) Co-directeur de thèse

M. Laurent Hespel (ONERA) Encadrant de thèse

Table des matières

Table des figures	8
Table des tableaux	10
Remerciements	11
1 Introduction : contexte général	13
2 Introduction aux aérosols atmosphériques	19
2.1 Classification et composition des aérosols	20
2.2 Fonction de distribution	23
2.3 Propriétés optiques des aérosols	24
2.4 Relation entre aérosols et vapeur d'eau	30
3 Modélisation de signaux lidar	33
3.1 Les lidars atmosphériques à rétrodiffusion	34
3.2 Équation lidar	35
3.3 Modélisation des propriétés atmosphériques	36
3.4 Modélisation de paramètres et bruits instrumentaux	38
4 Méthodes développées pour l'exploitation des données lidar	45
4.1 Méthodes usuelles d'inversion	46
4.1.1 Méthode de Klett	46
4.1.2 Extension au cas multispectral	53
4.1.3 Extension de l'inversion au distribution multimodales	66
4.2 Nouvelle approche : optimisation des signaux lidar	71
4.2.1 Description de l'algorithme génétique	71
4.2.2 Résultats préliminaires	73
5 Exploitation des méthodes développées.	79
5.1 Impact de la forme et de l'humidité des particules sur les propriétés microphysiques retrouvées par lidar multispectral	80
5.1.1 Simulations des propriétés optiques des poussières et des signaux lidar multispectraux correspondants	81
5.1.2 Propriétés microphysiques retrouvées à partir de signaux lidar dans le cas d'aérosols non-sphériques.	86
5.2 Application sur des signaux réels : épisode de poussières désertiques au dessus de Barcelone	90
6 Conclusions et Perspectives	99
6.1 Conclusion	100
6.2 Perspectives	102
Bibliographie	107

Table des figures

2.1	Fonction de distribution en nombre, en surface et en volume des aérosols avec quelques images d'aérosols représentatifs de chaque mode. Le ligne en pointillé rouge montre la limite différenciant les PM _{2.5} des PM ₁₀ . (Images C. Leck)	22
2.2	Partie réelle et partie imaginaire de l'indice de réfraction de différents types d'aérosols pour une humidité de 0% (base de données HITRAN).	24
2.3	Fonctions de phase de différentes tailles de particules sphériques pour une lumière incidente à 550nm. Les paramètres de taille sont, de gauche à droite, : 0.05, 0.5, 5.0, 50.	25
2.4	Sections efficaces d'extinction, σ_{ext} (à gauche), et de rétrodiffusion, σ_{back} (à droite), à 355nm en fonction du rayon ($m = 1.53 - 0.017i$)	26
2.5	Spectres du coefficient d'extinction de différents aérosols dans les trois principaux modes de formation. La plage spectrale en bleu représente la gamme de longueur d'onde couverte par un lidar émettant entre 355nm (UV) et 1600nm (SWIR). La contribution Rayleigh des molécules est aussi représentée (courbe noir).	27
2.6	Spectres du coefficient de rétrodiffusion de différents aérosols dans les trois principaux modes de formation. La plage spectrale en bleu représente la gamme de longueur d'onde couverte par un lidar émettant entre 355nm (UV) et 1600nm (SWIR). La contribution Rayleigh des molécules est aussi représentée (courbe noir).	28
2.7	Spectres du rapport lidar de différents aérosols dans les trois principaux modes de formation. La plage spectrale en bleu représente la gamme de longueur d'onde couverte par un lidar émettant entre 355nm (UV) et 1600nm (SWIR). La contribution Rayleigh des molécules est aussi représentée (courbe noir).	29
2.8	Mesures de la valeur moyenne et de l'écart type du rapport lidar (S) à deux longueurs d'onde, 355nm et 532nm, par le lidar Raman de l'institut de recherches troposphériques de Leibniz durant différentes campagnes autour du monde (Müller et al., 2007). PBL est l'abréviation de « Planet Boundary Layer » et indique des aérosols local et régional. FL est l'abréviation de « Free Troposphere » indiquant des aérosols vieillissants durant un transport longue distance. . .	29
2.9	Évolution de la fonction de distribution d'aérosols urbains en fonction de l'humidité, d'après Shettle and Fenn (1979).	31
3.1	Principe de fonctionnement d'un lidar atmosphérique	34
3.2	La figure (a) représente la distribution d'une population d'aérosols urbain, définis par le modèle OPAC comme étant la contribution de 3 populations. La figure (b) montre l'extinction, en fonction de la longueur d'onde, provenant des populations d'aérosols tracées sur la figure (a) ainsi que leur contribution à l'extinction totale. L'extinction totale issue de notre modèle a un comportement similaire à celle provenant du modèle OPAC.	37

3.3	Spectre du coefficient d'extinction de l'ultra violet au proche infrarouge. La courbe noire représente la contribution des aérosols tandis que les courbes rouge et grise prennent en plus l'absorption moléculaire en compte. La courbe grise est obtenue lorsque l'on considère l'absorption des molécules raie par raie alors que la courbe rouge est convoluée à la largeur des filtres spectraux (10nm). Les traits verticaux localisent des longueurs spécifiques qui correspondent à celles dans lesquelles le lidar développé actuellement à l'Onera devrait fonctionner.	39
3.4	Spectre de la luminance de fond de ciel simulée par le code de transfert radiatif Matisse pour différentes atmosphères (urbaine, rurale, maritime) et différentes visibilités (2, 5, 23, 30km).	41
3.5	Représentation des différents niveaux de bruit à 1609 nm (à gauche) et du SNR (à droite) en fonction de la distance par rapport au lidar pour un détecteur de type APD (photodiode à avalanche). Le bruit de numérisation est nul, $\text{var}(P_{\text{CAN}}) = 0$	43
4.1	Le graphique de gauche représente l'impact d'une erreur ajoutée au rapport lidar (LR) sur le profil du coefficient de rétrodiffusion. À droite sont tracés les écarts entre le profil du coefficient de rétrodiffusion simulé et celui inversé avec un rapport lidar erroné. . .	48
4.2	Le graphique de gauche représente l'impact d'une erreur ajoutée au rapport lidar (LR) sur le profil du coefficient d'extinction. À droite sont tracés les écarts entre le profil du coefficient d'extinction simulé et celui inversé avec un rapport lidar erroné.	49
4.3	Le graphique de gauche représente l'impact d'une erreur ajoutée à la condition à la limite sur le profil du coefficient de rétrodiffusion. À droite sont tracés les écarts entre le profil du coefficient de rétrodiffusion « vrai » et celui inversé avec un coefficient d'extinction à l'altitude de référence de 3000 mètres erroné.	50
4.4	Profil des coefficients de rétrodiffusion des aérosols inversé (courbe orange) à partir d'un signal bruité à 808nm. Le profil des coefficients de rétrodiffusion des aérosols utilisé dans le simulateur de signaux lidar est tracé en trait plein bleu. La condition à la limite est prise à 5300m. Sur le graphique de gauche est représentée l'erreur entre ces deux profils.	51
4.5	Profil du coefficient de rétrodiffusion des aérosols inversé puis filtré (courbe orange) à partir d'un signal bruité à 808nm. Le profil des coefficients de rétrodiffusion des aérosols utilisé dans le simulateur de signaux lidar est tracé en trait plein bleu. La condition à la limite est prise à 5300m. Sur le graphique de gauche est représenté l'erreur entre ces deux profils. Un filtre médian est utilisé avec une fenêtre verticale de 150m.	52
4.6	Décomposition de l'intervalle des rayons recherchés en spline d'ordres différents.	54
4.7	Fonction de distribution retrouvée (en rouge) à partir de coefficients optiques (« $3\beta + 3\alpha$ ») dans le cas parfait sans bruits ni biais pour une fonction de distribution d'aérosols de type hydrosolubles. Les coefficients optiques normalisés, calculés à partir des fonction de distribution simulées et retrouvées, sont représentés dans l'encart. La figure (a) est obtenue en utilisant un nombre de splines égale à 6, tandis que la figure (b) utilise 14 splines.	56
4.8	Signaux bruités simulés pour les études de sensibilités menées sur l'algorithme d'inversion. On considère une couche d'aérosols hydrosolubles dont le nombre de particules diminue de façon exponentielle en fonction de l'altitude (Eq. 3.3.1). Ici l'énergie du laser ainsi que le détecteur sont les mêmes pour toutes les longueurs d'onde (respectivement, 20mJ et photodiode à avalanche (APD)). Il n'y a pas de fond solaire.	58
4.9	Spectres des 30 premières itération des rapport lidar erronés (courbes de couleur en pointillées) ainsi que celui du rapport lidar « vrai » (courbe pleine noire).	60

4.10	Résultats de l'algorithme d'inversion pour le « cas 1 ». À gauche sont présentés les propriétés optiques moyennes des aérosols et leurs écarts types retrouvés à 1000m d'altitude après 100 itérations lorsqu'une erreur aléatoire est ajoutée sur le rapport lidar, et à droite les fonctions de distribution moyennes et leurs dispersions retrouvées à partir des coefficients optiques inversés. Les figures (a) et (b) correspondent à une inversion faite sur des signaux non bruités tandis que les graphes (c) et (d) utilisent des signaux bruités.	61
4.11	Résultats de l'algorithme d'inversion pour le « cas 2 ». À gauche sont présentés les propriétés optiques moyennes des aérosols et leurs écarts types retrouvés à 4000m d'altitude après 100 itérations lorsqu'une erreur aléatoire est ajoutée sur le rapport lidar, et à droite les fonctions de distribution moyennes et leurs dispersions retrouvées à partir des coefficients optiques inversés. Les figures (a) et (b) correspondent à une inversion faite sur des signaux non bruités tandis que les graphes (c) et (d) utilisent des signaux bruités.	62
4.12	Résultats de l'algorithme d'inversion en deux étapes pour le « cas 3 » : (a) propriétés optiques moyennes des aérosols et leurs écarts types retrouvés à 4000m d'altitude après 100 itérations lorsque l'on considère des erreurs aléatoires et systématiques dans le schéma d'inversion, (b) fonction de distribution moyenne et sa dispersion retrouvées à partir des coefficients erronés présentés en (a). Ici un jeu de données de 3 longueurs d'onde est considéré : 355, 532, 1064 nm (3λ).	64
4.13	Même inversion que celle de la figure 4.12(b) à partir des propriétés optiques présentées sur la figure 4.12(a) mais cette fois ci en prenant en compte des noyaux de propriétés optiques en volume. Ici les fonctions de distribution sont représentées en volume.	65
4.14	Même représentation du « cas 3 » que sur la figure 4.12. Cependant ici les figures (a) et (b) correspondent à un jeu de signaux lidar, en entrée de l'inversion, à 4 longueurs d'onde : 355, 532, 808, 1064 ($3\lambda + \text{NIR}$). Les figures (c) et (d) proviennent de l'inversion d'un jeu à 4 longueurs d'onde : 355, 532, 1064, 1550nm ($3\lambda + \text{SWIR}$).	66
4.15	(a) Coefficients d'extinction et de rétrodiffusion sans erreur (courbe noire) et avec erreurs aléatoires de $\pm 15\%$ (courbe rouge). (b) La courbe noire est la fonction de distribution que l'on cherche à retrouver (Table 4.7). La courbe rouge représente la fonction de distribution moyenne retrouvée à partir des coefficients optiques erronés.	67
4.16	Expression matricielle détaillée de l'équation 4.1.19 dans le cas où la solution recherchée est une fonction bi-modale de deux types de particules différents.	68
4.17	(a) Coefficients d'extinction et de rétrodiffusion sans erreur (courbe noire) et avec erreurs aléatoires de $\pm 15\%$ (courbe rouge). (b) La courbe noire est la fonction de distribution que l'on cherche à retrouver (Table 4.9). La courbe rouge représente la fonction de distribution moyenne retrouvée à partir des coefficients optiques erronés.	69
4.18	Principe de l'algorithme génétique appliqué à notre étude.	72
4.19	Occurrence des types de particules présents dans les parents à chaque génération.	74
4.20	Occurrence des types de particules des meilleurs individus retrouvés par l'algorithme à l'issu de 30 simulations	75
4.21	Occurrence des types de particules des meilleurs individus retrouvés par l'algorithme à l'issu de 30 simulations. AS et BC correspondent respectivement à acide sulfurique et black carbon.	76
5.1	Exemples d'images au microscope électronique, de minéraux en suspensions dans l'air. (a) aérosols minéraux secs de forme parallélépipédiques (Matsuki et al., 2010), (b) aérosols minéraux enrobés de sulfate ou de nitrate (Li and Shao, 2009)	81
5.2	Évolution de l'efficacité d'extinction et de rétrodiffusion pour différents enrobages en fonction du rayon de la particule à une longueur d'onde de 355 nm (1 ^{er} ligne) et à 1300nm (2 ^{eme} ligne)	83

5.3	Propriétés optiques calculées sur la distribution d'aérosols minéraux utilisée dans Lindqvist et al. (2013) pour différentes formes, enrobées ou non d'eau. Le volume d'eau représente 75% du volume total de la particule.	84
5.4	Signaux lidar simulés dans une atmosphère avec un nuage d'aérosols minéraux	85
5.5	Coefficients d'extinction référence (en noirs) et inversés (en couleurs) pour différentes formes et enrobages. Ce sont les coefficients du centre du nuage, à 1131m. Lors de l'inversion une erreur aléatoire de $\pm 15\%$ est insérée. 100 itérations sont considérées. . .	87
5.6	Fonctions de distribution des quatre types d'aérosols retrouvés à partir des signaux lidar. Ces fonctions sont représentées en nombre (en haut) et en surface (en bas). En noir est rajoutée la fonction de distribution considérée en tout début pour générer les propriétés optiques.	88
5.7	Couverture nuageuse (en haut) et la charge en poussière de l'atmosphère (en bas) issus du modèle DREAM pour le 28/06/2012 à 18h UTC.	91
5.8	Série temporelle du signal lidar corrigé en distance à 532nm. Ces mesures ont été prises le 28/06/2012 en fin d'après midi.	91
5.9	Signaux lidar corrigés en distance en fonction de l'altitude pour les longueurs d'onde de 355, 532 et 1064nm. Ces signaux sont moyennés sur 30min. Sont présentés sur cette figure ces mêmes signaux une fois filtrés spatialement (courbes noires) et le signal moléculaire (courbes rouges). Les pointillés horizontaux représentent la zone choisie pour estimer la constante d'étalonnage par l'algorithme de Klett-Fernald.	92
5.10	Rapport signal sur bruit des signaux brut moyennés sur 30min (courbes de couleurs) puis filtrés (courbes noires) en fonction de l'altitude.	92
5.11	Série temporelle des épaisseurs optiques mesurées à Barcelone le 28/06/2012 (a). (b) représente les épaisseurs optiques à 18h15 en fonction de la longueurs d'onde. Ces données sont issues du réseau AERONET (points noirs) et elles sont extrapolées aux longueurs d'onde du lidar (points rouges).	93
5.12	Évolution de l'épaisseur optiques des aérosols en fonction du rapport lidar utilisé dans l'inversion « Klett-Fernald ». En pointillé est représenté le rapport lidar correspondant à l'épaisseur optiques extrapolée des mesures AERONET.	94
5.13	Profils du coefficient de rétrodiffusion des aérosols à 355, 532 et 1064nm.	94
5.14	Signaux lidar corrigés en distance en fonction de l'altitude pour les longueurs d'onde de 387 et 607nm. Ces signaux sont moyennés sur 30min. Sont présentés sur cette figure ces mêmes signaux une fois filtrés spatialement (courbes noires). Rapport signal sur bruit des signaux brut moyennés sur 30min (courbes de couleurs) puis filtrés (courbes noires) en fonction de l'altitude.	95
5.15	Comparaison des coefficients de rétrodiffusion obtenus par inversion des signaux lidar et à partir des signaux Raman. (a) à 355nm, (b) à 532nm.	96
5.16	Comparaison de la fonction de distribution volumique retrouvée par notre algorithme et celle retrouvée par le réseau AERONET.	97

Liste des tableaux

2.1	Caractéristiques typiques de la basse troposphère des molécules, aérosols et hydrométéores (source : Jacobson (2005)).	20
2.2	Classification des aérosols en fonction de leur source d'émission et de leur taille. BC et OM sont les acronymes anglais de « noir de carbone » et de « matière organique » (source : Jacobson (2005)).	21
2.3	Valeurs du coefficient de grossissement en taille, ϵ , issues de mesures trouvées dans la littérature	30
3.1	Table récapitulatif des paramètres des distributions d'une population d'aérosols de type urbain tels qu'ils sont définis dans la base OPAC.	37
3.2	Valeurs des paramètres du détecteur utilisé dans le simulateur de signaux lidar pour obtenir la figure 3.5.	43
4.1	Paramètres des deux fonctions de distribution utilisées pour obtenir les figures 4.4 et 4.5.	52
4.2	Erreur commise sur le nombre de particules retrouvé à partir de la fonction de distribution inversée en utilisant des nombres de fonctions B-splines différents.	57
4.3	Résumé des différentes conditions des expériences d'inversion.	58
4.4	Résumé des propriétés microphysiques retrouvées dans la configuration « cas 1 » décrit ci-dessus. Les valeurs de la première ligne de la table correspondent à celles définies dans le simulateur lidar que l'on cherche à retrouver à 1000m. La valeur moyenne et l'écart type sont donnés pour chaque propriété issue de l'inversion. Les erreurs calculées portent sur les valeurs moyennes des propriétés retrouvées.	61
4.5	Résumé des propriétés microphysiques retrouvées dans la configuration « cas 2 » décrit ci-dessus. Les valeurs de la première ligne de la table correspondent à celles définies dans le simulateur lidar que l'on cherche à retrouver à 4000m. La valeur moyenne et l'écart type sont donnés pour chaque propriété issue de l'inversion. Les erreurs calculées portent sur les valeurs moyennes des propriétés retrouvées.	63
4.6	Comparaison des propriétés microphysiques retrouvées dans la configuration « cas 3 » décrite dans le ci dessus. L'erreur ajoutée sur le rapport lidar est tirée aléatoirement entre -25 et +25% selon une loi uniforme. Ici 100 itérations sont considérées.	64
4.7	Paramètres des deux fonctions de distribution utilisées pour obtenir la figure 4.15.	67
4.8	Synthèse des propriétés microphysiques que l'on cherche à retrouver (« référence ») et celles retrouvées (moyennes et écarts-types) lorsque des erreurs aléatoires sont insérées sur les propriétés optiques. Les erreurs répertoriées représentent la différence, en pourcentage, entre les propriétés moyennes retrouvées et les valeurs de référence.	68
4.9	Paramètres des deux fonctions de distribution utilisées pour obtenir la figure 4.17.	69
4.10	Synthèse des propriétés microphysiques que l'on cherche à retrouver (« référence ») et celles retrouvées (moyennes et écarts-types) lorsque des erreurs aléatoires sont insérées sur les propriétés optiques ($\pm 15\%$). Les erreurs répertoriées représentent la différence, en pourcentage, entre les propriétés moyennes retrouvées et les valeurs de référence.	70

4.11	Plages de variation des variables de la population initiale des aérosols dans l'algorithme génétique. Exemple d'une fonction de distribution à trois modes comme définis dans Jacobson (2005). . .	72
4.12	Résumé des paramètres permettant de générer les signaux « référence », ainsi que ceux retrouvés (« meilleur individus ») par l'algorithme. Sont présentées aussi, les plages de variation dans lesquelles les solutions sont recherchées.	75
4.13	Résumé des paramètres permettant de générer les signaux « référence », ainsi que ceux retrouvés (« meilleur individus ») par l'algorithme. Sont présentées aussi, les plages de variation dans lesquelles les solutions sont recherchées.	76
4.14	Résumé des paramètres permettant de générer les signaux « référence », ainsi que ceux retrouvés (« meilleur individus ») par l'algorithme. Sont présentées aussi, les plages de variation dans lesquelles les solutions sont recherchées.	77
5.1	Table d'indices optiques des minéraux et de l'eau utilisée pour les simulations de cette étude (base de données HITRAN).	82
5.2	Nombre de particules retrouvé pour chaque type de poussières considéré en fonction du nombre de longueurs d'onde utilisées dans l'algorithme. La première ligne correspond à la valeur de référence utilisée dans le simulateur de signaux et que l'on cherche à retrouver.	89
5.3	Rayon effectif retrouvé pour chaque type de poussières considéré en fonction du nombre de longueurs d'onde utilisées dans l'algorithme. La première ligne correspond à la valeur de référence utilisée dans le simulateur de signaux et que l'on cherche à retrouver. . .	89
5.4	Concentration massique retrouvée pour chaque type de poussières considéré en fonction du nombre de longueurs d'onde utilisées dans l'algorithme. La première ligne correspond à la valeur de référence utilisée dans le simulateur de signaux et que l'on cherche à retrouver.	89
5.5	Comparaison des paramètres de la fonction de distribution volumique retrouvée par notre algorithme et celle retrouvée par le réseau AERONET (Sicard et al., 2014). Les indices f et c correspondent aux modes fin ou grossier des aérosols. C_v représente la concentration volumique, R le rayon volumique et σ l'écart type de la fonction de distribution du mode considéré.	98

Remerciements

Ce travail de thèse a été réalisé à l'Onera Toulouse. Je remercie sa direction et plus spécifiquement celle du département d'optique théorique et appliqué (DOTA) de m'avoir accueillie dans leur établissement et de m'avoir permis d'y travailler dans de bonnes conditions.

Je tiens ensuite à remercier les membres du jury d'avoir accepté d'évaluer mon travail : Adolfo Comeron et Emeric Fréjafon, rapporteurs de cette thèse, le président du jury Cyrille Flamant ainsi que Jean François Léon en qualité d'invité. Je les remercie de l'intérêt et de l'attention qu'ils ont portés à mon travail, ainsi que pour les remarques avisées et constructives qu'ils m'ont faites.

Je souhaite remercier mes directeurs de thèse, Xavier Briottet et Alain Dabas. Xavier, je te remercie de m'avoir accompagné et encadré au cours de ces trois années de thèse. J'ai beaucoup apprécié ta réactivité ainsi que ton esprit de synthèse, qui m'ont permis de me focaliser et d'avancer sur ce travail de recherche. Nos discussions sur la montagne et la vallée du Lot étaient aussi tout à fait intéressantes. Alain, je te remercie de bien avoir voulu faire partie de cette aventure et de t'être toujours rendu disponible pour nos réunions mensuelles. J'ai beaucoup apprécié ton sens physiques qui, sur ce sujet complexe, m'a permis de mieux comprendre le problème et d'établir un plan de bataille réaliste.

Mes remerciements vont ensuite à Laurent Hespel, mon encadrant de thèse. Merci d'avoir trouvé un sujet aussi intéressant et motivant. Le lidar CALI est un instrument vraiment innovant qui lorsqu'il sera opérationnel apportera une réelle plus-value à l'état de l'art dans le domaine.

Je tiens ensuite à remercier ceux qui m'ont aidé dans ce travail de recherche (l'équipe IODI), notamment Thierry Huet qui m'a initié à la simulation de signaux lidar. Merci pour toutes les discussions que l'on a eues et qui ont été très enrichissantes. Un remerciement tout particulier à Pierre-Yves Foucher qui, par nos discussions au labo ou en dehors, a souvent su me débloquer. Ton aide a été précieuse et tes cours théoriques de pêche à la truite ont bien fonctionné sur le néophyte que je suis !

Enfin je tiens à remercier tous ceux qui ont insufflé la très bonne ambiance au labo notamment les nouveaux arrivants (doctorants / embauchés). J'espère que les parties de coïncidences perdureront ! Je pense à Rosa avec qui il est toujours agréable de se rendre compte qu'une Catalane connaît mieux la culture locale de la région qu'un Toulousain pur souche. A Vincent dont je n'ai jamais réussi à percer le secret de ses annonces à la coïncidence alors qu'il a beaucoup moins de pudeur pour exhiber ces tenues « sexy » de vélo. A Charlotte avec qui il vaut mieux arriver tôt pour faire quelques gymnastiques neuronales car à tout moment au café on peut discuter philo ! A Jan et Guillaume qui dans peu de temps marcheront dans les traces de Patrick ! A Antoine avec qui il est toujours sympa de discuter photo et musique. A Thierry, Benoit, Xavi, Laurent P., Thomas R. etc.

Mes derniers remerciements vont à mes amis, à ma famille et tout particulièrement à Agathe. Une pensée émue pour mes Grand-mères pour qui ces dernières années ont été dures.

Se la barbo blanca dounavo la scienci, li cabre sarien touti doutour.

Si la barbe blanche donnait la science alors les chèvres seraient toutes docteurs

Chapitre 1

Introduction : contexte général

Depuis la révolution industrielle du XIX^{ème} siècle, la composition de l'atmosphère terrestre a fortement évoluée, tant à l'échelle globale que régionale, à cause d'une augmentation significative des émissions anthropiques (Keeling, 1960). L'impact de ces émissions sur la composition chimique de l'atmosphère et sur le climat est complexe et dépend fortement des échelles de temps et d'espace. Le GIEC a identifié dans son dernier rapport¹ que les nuages et les aérosols contribuent à la plus grande part des incertitudes dans l'estimation des facteurs du réchauffement climatique (Forster et al., 2007). De plus, lors de l'épisode de pollution de Londres en 1952, « London smog », une forte corrélation entre le niveau de pollution et une augmentation du nombre de décès a été montrée (Thurston et al., 1989), révélant pour la première fois le lien entre pollution anthropique et santé. Les conséquences économiques, environnementales et sanitaires de l'augmentation des gaz et des particules d'aérosols sont des préoccupations majeures. Ainsi leur caractérisation constitue un défi scientifique pour les décennies à venir.

Les principaux enjeux actuels en terme de caractérisation de l'atmosphère (gaz et aérosols), de mesure de la pollution anthropique et de la compréhension de ses impacts sanitaires, environnementaux et économiques, peuvent être énumérés de la façon suivante :

- Caractériser les différentes espèces gazeuses émises dans l'atmosphère naturellement ou par les activités anthropiques : urbanisation, industries, agriculture, ...
- Déterminer les concentrations des différentes espèces gazeuses dangereuses pour la santé et l'environnement.
- Caractériser les particules ou aérosols émis naturellement ou par les activités anthropiques en terme de quantité, de taille et de composition chimique.
- Comprendre les réactions secondaires qui ont lieu entre les gaz et les aérosols, à l'origine de la formation d'aérosols dits secondaires et à l'augmentation de concentration de gaz néfastes non émis directement par les sources polluantes comme l'ozone.

Depuis plusieurs décennies, de nombreux travaux tentent de répondre à ces enjeux à partir de moyens de surveillance, de mesure et de prévision de la qualité de l'air. En voici une liste non exhaustive :

- Les pays industrialisés fournissent des cadastres d'émissions de certains gaz et aérosols des industries sur leur territoire. Cependant ces cadastres ne prennent pas en compte les pertes et les émissions diffuses au sein de l'usine, de plus ces données sont pour la plupart du temps des moyennes annuelles et ne caractérisent pas la pollution sur l'environnement proche du site. En France on peut citer les AASQA (Associations Agréées de Surveillance de la Qualité de l'air) qui sont en charge de la surveillance de la qualité de l'air et qui utilisent ces cadastres d'émissions.
- La couverture globale de la Terre grâce à un ensemble d'instruments spatiaux fournit aujourd'hui des cartographies régulières à l'échelle de quelques km, voire du km, de la concentration dans l'atmosphère d'un grand nombre de polluants atmosphériques de type gazeux ou la quantité d'aérosols et leur distribution en taille (King et al., 1999; Mann et al., 2014). Ces mesures spatiales fournissent une information sur la répartition horizontale des espèces, mais rarement sur la verticale car ce sont des instruments passifs pour la plupart et ils mesurent des contenus intégrés sur la verticale. De plus la faible résolution spatiale de ces mesures ne permet pas de traiter le problème de pollution locale à l'échelle d'un site industriel et de son environnement proche.
- Des réseaux mondiaux bien implantés en France et un grand nombre de campagnes spécifiques caractérisent localement la teneur en aérosols atmosphériques par télédétection passive et active ou par prélèvement (Müller et al., 2007). On peut citer le réseau AERONET (Holben et al., 1998). Cependant ces réseaux ou ces campagnes ne permettent pas une couverture spatiale

1. 5^{ème} rapport du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat - Climate Change 2013 - The Physical Science Basis (working Group I), chapter 7

globale du phénomène de pollution pour identifier sa source et son évolution au cours de son transport. Exception faite de quelques programmes de recherche tel que CHARMEX (Nabat et al., 2015) dans le cas d'aérosols de type poussières désertiques ou sels de mer.

- Les modèles de chimie-transport assimilent l'ensemble des données de ces réseaux ainsi que les données a priori d'émissions (anthropiques et naturelles) ou encore les données opérationnelles à grandes échelles spatiales provenant des instruments spatiaux (Wang et al., 2013). Ces modèles simulent la dynamique atmosphérique (ou la récupère de modèle météorologique) et un très grand nombre de réactions chimiques permettant ainsi de prévoir la qualité de l'air définie à partir de la concentration de certains gaz et aérosols (Sič et al., 2015). La résolution spatiale de ces modèles, de l'ordre du km, est limitée par le manque de données pour relier les mesures ponctuelles et la couverture spatiale des instruments en orbite.
- Un grand nombre de travaux en laboratoire existe pour reproduire les réactions secondaires entre gaz et aérosols et caractériser les processus physico-chimiques mis en jeu au niveau local (Di Biagio et al., 2014). Ces travaux d'un grand apport pour une meilleure modélisation des phénomènes se produisant lors du transport atmosphérique nécessitent encore beaucoup d'investigations du fait du nombre important de corps polluants et de réactions susceptibles d'apparaître lors de l'évolution d'un panache de pollution (Kovalev et al., 2015).

De nombreuses études ont montré que les lidars atmosphériques à rétrodiffusion pouvaient apporter de précieux éléments de réponses aux enjeux de caractérisation des aérosols atmosphériques et cela à différentes échelles. Ainsi le lidar CALIOP embarqué sur le satellite CALIPSO acquiert des profils atmosphériques des propriétés optiques des aérosols à deux longueurs d'onde (532nm et 1064nm) depuis 2006 avec en plus une mesure de dépolarisation à 532nm permettant d'étudier la sphéricité des aérosols. Cela permet notamment de comparer/valider les propriétés optiques des aérosols issues de CALIOP avec celles provenant de modèle de chimie-transport (Chin et al., 2002) ou avec celles d'un lidar au sol (Kim et al., 2008). À méso-échelle, le réseau EARLINET, constitué de 21 stations lidar coordonnées en Europe, a pour mission de réaliser une base de données afin de mieux décrire, par analyse statistique, les distributions horizontales, verticale et temporelle des aérosols (Matthias et al., 2004). L'assimilation des données lidar issues de ce réseau, notamment l'épaisseur optique, a montré une amélioration des prévisions des particules atmosphériques dans les modèles météorologiques (Wang et al., 2013). À l'échelle locale, lorsque le lidar possède en plus des voies élastiques, une ou des voie(s) inélastique(s) Raman, le comportement hygroscopique des aérosols peut être étudié (Randriamiarisoa et al., 2006; Granados-Muñoz et al., 2015). La spécificité de cet instrument est qu'il fournit une mesure résolue sur la verticale, permettant ainsi de s'intéresser aux processus verticaux tels que le transfert d'aérosols entre troposphère et stratosphère (Kulkarni et al., 2008) ou encore le lessivage et la sédimentation des aérosols (Hirsikko et al., 2014).

Parmi toutes ces applications, celles qui nous intéressent particulièrement portent sur la restitution de propriétés microphysiques des aérosols par lidar multispectral. Müller and Quenzel (1985) ont posé les bases du problème inverse en montrant numériquement la faisabilité de retrouver la fonction de distribution des aérosols à partir de propriétés optiques simulées à 4 longueurs d'ondes. Depuis plusieurs années, des études numériques ont amélioré les algorithmes d'inversion notamment en étudiant différentes techniques de régularisation (Böckmann et al., 1998; Böckmann, 2001; Veselovskii et al., 2005). De telles méthodes ont été appliquées sur des données réelles (Böckmann et al., 2005) mais il est souvent difficile de valider les résultats obtenus. Cependant on peut citer Osterloh (2011), où l'indice de réfraction des aérosols retrouvé par inversion des signaux lidar a été partiellement validé en le comparant au modèle, Isotropia II, qui simule la composition des aérosols en équilibre thermodynamique avec des gaz précurseurs. Une autre étude Veselovskii et al. (2002) compare la granulométrie retrouvée par de tels algorithmes à celle mesurée par un compteur à particule embarqué sur un avion.

Plusieurs études numériques réalisent des évaluations de performance des algorithmes d'inversion

sur les propriétés microphysiques des aérosols retrouvées (Pérez-Ramírez et al., 2013). Cependant la plupart du temps les inversions sont réalisées directement sur des propriétés optiques (coefficient d'extinction/rétrodiffusion), sur lesquelles sont ajoutées des erreurs aléatoires ou systématiques, s'affranchissant ainsi de la première étape d'inversion du signal lidar. Il existe peu d'études où une chaîne complète (« end to end ») est présentée, c'est à dire comportant un simulateur de signaux lidar puis les deux inversions successives pour retrouver en premier les propriétés optiques des aérosols et dans un deuxième temps les propriétés microphysiques.

Les lidars atmosphériques à rétrodiffusion multispectraux sont la plupart du temps basés sur la technologie mature du laser Nd :YAG dont on peut utiliser la fréquence fondamentale à 1064nm, la fréquence doublée à 532nm et triplée à 355nm. Plus marginalement, d'autres systèmes permettent d'obtenir des longueurs d'ondes dans des domaines spectraux différents comme les lasers à colorants (dye laser) ou Ti-Sa pompés par un laser Nd :YAG émettant dans le proche infra-rouge (700-900nm) (Althausen et al., 2000; Chudzyński et al., 2002). Dans le SWIR (1000nm-2500nm), des lasers OPO (oscillateur paramétrique optique) semblent être aussi de bonnes solutions lorsqu'ils sont associés à des détecteurs performants. Cependant certaines limitations technologiques demeurent dans ce domaine spectral, notamment la puissance des OPOs. D'autre part les détecteurs sont globalement moins performants en termes de NEP (Noise Equivalent Power), de bande passante, de gain d'amplification et de dynamique que les photomultiplicateurs (PMT) qui existent dans le visible et le NIR. Dans le SWIR, les photodiodes à avalanche (APD InGaAs) sont assez performantes mais ont une surface sensible faible pour maintenir un NEP faible et une bande passante faible, ce qui complexifie les montages optiques. Les produits APD InGaAs commerciaux (non spécifiquement dopés) ne peuvent souvent pas aller au delà de 1,7 μ m. Coté détecteur, pour combler l'absence de PMT efficaces et les lacunes de la technologie InGaAs, des solutions de mini matrices en technologie MCT APD sont en cours de développement (Jeff Beck, 2014). Les études numériques citées précédemment ont montré que plus les algorithmes d'inversion avaient d'information (nombre de mesures ou information *a priori*), plus les propriétés des aérosols étaient retrouvées précisément. Cependant on voit qu'actuellement le nombre de longueur d'onde disponible par les systèmes lidar est limité.

Les approches que nous avons citées plus haut sont pour la plupart basées sur une inversion dite de « Klett - Fernald », c'est-à-dire sur une inversion du signal lidar en considérant chaque longueur d'onde indépendamment des autres. Ce type d'inversion nécessite une connaissance *a priori* des aérosols en imposant le rapport lidar (rapport entre le coefficient d'extinction et de rétrodiffusion de l'aérosol qui ne dépend pas de sa concentration mais de sa microphysique), ainsi qu'une condition aux limites, c'est-à-dire une zone où les propriétés optiques des molécules et des aérosols sont connues. La première condition, le rapport lidar, peut être obtenue grâce à un lidar Raman. En effet des mesures du rapport lidar sont réalisées grâce à l'algorithme détaillé dans Ansmann et al. (1992) notamment dans l'UV (387nm) mais aussi dans le visible (607nm) (Mattis et al., 2002). Cependant ces mesures sont difficiles de jour (mauvais rapport signal à bruit) et il n'existe pas de système pour obtenir le rapport lidar dans l'infrarouge. Pour remplir la deuxième condition, il est souvent utilisé une zone dite « propre » c'est-à-dire sans aérosols mais où le rapport signal à bruit est suffisamment bon. En réalité ce sont des zones où la contribution particulaire est supposée négligeable devant celle provenant des molécules. Ensuite la contribution moléculaire est estimée à partir des profils de pression et de température provenant soit de données climatiques, soit de mesures (radiosondage, radiomètre, etc.). Lorsque ces zones sont trouvées et que le rapport signal à bruit est bon, les incertitudes liées à la condition aux limites ne sont pas critiques pour retrouver les propriétés optiques des aérosols. En effet cette technique fonctionne bien dans l'UV ou le visible car la diffusion moléculaire y est forte. Dans le proche ou a fortiori lointain IR la diffusion moléculaire est très faible et l'énergie des systèmes lidar souvent moins élevée impliquant un rapport signal à bruit faible et donc déterminer la condition aux limites précisément peut s'avérer problématique. Dans (Kovalev and Eichinger, 2005) une étude de ces problématiques est menée au travers de tests de sensibilité, elles seront aussi abordées en détail dans les paragraphes

4.1.1 et 4.1.1.

A notre connaissance, il n'existe pas de méthode globale permettant de remonter aux propriétés des aérosols sans faire d'inversion du signal lidar (inversion de « Klett »).

Ce rapide tour d'horizon des applications lidar ainsi que des technologies disponibles fait apparaître plusieurs limitations :

- Le nombre de longueurs d'onde disponibles pour les algorithmes d'inversion est limité par des contraintes technologiques.
- La caractérisation des propriétés microphysiques (type, fonction de distribution) des aérosols par lidar est un problème sous déterminé, ce qui oblige, lors des inversions, à apporter de l'information *a priori* sur les aérosols.
- Les algorithmes classiquement utilisés sont difficilement applicables pour des longueurs d'onde dans l'infrarouge.

Pour tenter de répondre aux limitations soulevées dans cette introduction, nous proposons une approche de simulation « end to end » pour maîtriser le problème direct, tant en terme d'atmosphère rencontrée (particules sphériques/non-sphériques) que d'instrument (nombre de longueurs d'onde), mais aussi de méthodes inverses (bruits contrôlés). De cette façon des études de sensibilité et des bilans de performance ont pu être réalisés sur une méthode d'inversion proche de l'état de l'art et une méthode originale a pu être développée utilisant les longueurs d'onde dans l'infrarouge.

L'organisation du présent manuscrit est la suivante : suite à cette introduction le prochain chapitre va décrire le comportement des aérosols en mettant en avant leurs propriétés auxquelles notre problème est sensible ainsi que celles que nous souhaitons retrouver à partir des signaux lidar. Ensuite nous présenterons dans le chapitre 3 le simulateur de signaux lidar qui a servi à mettre en place et valider les méthodes d'exploitation des données lidar. Ces méthodes seront présentées au chapitre 4. Enfin le chapitre 5, présentera des applications de nos méthodes sur des signaux lidar simulés et réels. Pour finir le chapitre 6 conclura cette étude et donnera des perspectives à donner à ce travail.

Chapitre 2

Introduction aux aérosols atmosphériques

Sommaire

2.1	Classification et composition des aérosols	20
2.2	Fonction de distribution	23
2.3	Propriétés optiques des aérosols	24
2.4	Relation entre aérosols et vapeur d'eau	30

2.1 Classification et composition des aérosols

De nombreux modes de classification des aérosols existent. On distingue souvent les aérosols suivant leur composition chimique : aérosols inorganiques/organiques, aérosols minéraux (ou poussière), particules de suie, sels de mer ou par leur processus de formation : aérosols primaires donc directement émis dans l'atmosphère ou aérosols secondaires, c'est à dire formés dans l'atmosphère par nucléation ou par condensation/évaporation. Une autre façon de classer les aérosols se fait en fonction de leurs tailles en 3 modes : fin, accumulation et grossier. La table 2.1 fixe les ordres de grandeur des tailles des aérosols par mode ainsi que leurs concentrations en nombre et en masse lorsqu'ils sont situés dans la basse troposphère. On peut facilement voir que les petites particules sont très nombreuses mais ont une contribution faible en concentration massique à l'inverse des grosses particules. Cependant ce sont les fines particules qui ont l'impact le plus nocif sur la santé. En effet plus la taille de la particule est faible plus elle pénètre profondément dans l'appareil respiratoire.

TABLE 2.1 – Caractéristiques typiques de la basse troposphère des molécules, aérosols et hydrométéores (source : Jacobson (2005)).

	Diamètre (μm)	Concentration en nombre (cm^{-3})	Concentration massique ($\mu\text{g m}^{-3}$)
Molécules	0.0005	2.45×10^{19}	1.2×10^9
Aérosols			
Fin	< 0.2	$10^2 - 10^6$	< 1
Accumulation	$0.2 - 1.0$	$1 - 10^4$	< 250
Grossier	$1.0 - 100$	$< 1 - 10$	< 500
Hydrométéores			
Brouillard	$10 - 20$	$1 - 500$	$10^4 - 5 \times 10^5$
Nuage	$10 - 200$	$< 10 - 1000$	$< 10^5 - 5 \times 10^6$
Pluie	2000	0.001	$10^5 - 5 \times 10^6$

Les particules atmosphériques sont des entités :

- **Variées.** Il en existe plusieurs centaines de différentes du fait de la grande diversité des sources d'émission (aérosols primaires) mais aussi des nombreuses réactions chimiques qu'ils subissent dans l'atmosphère. La table 2.2 illustre bien ce propos en répertoriant, par gamme de taille, la source d'émission ainsi que la composition de ces aérosols. Les petites particules sont généralement issues de la combustion de biomasse et de la pollution urbaine et industrielle. Ces aérosols ont une variation saisonnière, en effet l'hiver le chauffage domestique est plus important et les feux de forêt sont faibles tandis que l'été c'est l'inverse. Pour les particules plus grosses, elles ont une durée de vie plus longue et se mélangent plus dans l'atmosphère, d'où des variations saisonnières moins marquées. Ce sont surtout des aérosols primaires constitués de sels marins et de poussières minérales. Le mode intermédiaire est appelé le mode d'accumulation. Il correspond à des petites particules qui ont subi des processus de condensation coagulation ou bien à l'inverse des grosses particules dont la taille a diminué par évaporation.
- **Hétérogènes.** Les aérosols sont à l'état liquide ou solide suivant les conditions atmosphériques et leurs compositions. On peut également les trouver dans un état dit « mixtes » : un noyau solide enrobé d'une couche liquide ou encore deux aérosols d'état différent qui coagulent. Ce

phénomène est observable sur les poussières Sahariennes qui en vieillissant dans l'atmosphère s'enrobent d'une pellicule de nitrate ou de sulfate (Li and Shao, 2009). Les aérosols liquides sont presque toujours de forme sphérique, au contraire des aérosols solides qui prennent une forme généralement caractéristique de ses composants. Par exemple les particules de carbone ont généralement une forme fractale tandis que les minéraux ou les sels de mer sont de formes parallélépipédiques. Des images de ces types d'aérosols, obtenues par microscope, sont montrées sur la figure 2.1.

- **Spatialement disparates.** En plus de la diversité des sources d'émission, le nombre de sources est spatialement très élevé : voitures, arbres, usines, sols nus, etc, cela implique une hétérogénéité spatiale des aérosols.
- **En constante évolution.** La diversité de la nature et des concentrations des gaz et des aérosols dans l'atmosphère induit de nombreuses réactions chimiques modifiant continuellement la composition, la morphologie et la taille des aérosols.

TABLE 2.2 – Classification des aérosols en fonction de leur source d'émission et de leur taille. BC et OM sont les acronymes anglais de « noir de carbone » et de « matière organique » (source : Jacobson (2005)).

mode fin	mode accumulation	mode grossier
Nucléation H_2O , SO_4^{2-} , NH_4^+	Combustion fossile BC, OM, SO_4^{2-} , Fe,	Émission marine H_2O , Na^+ , Ca^{2+} , Mg^{2+} , K^+ Cl^- , SO_4^{2-} , Br^- , OM
Combustion fossile BC, OM, SO_4^{2-} , Fe, Zn	Feux biomasse BC, OM, K^+ , Na^+ , Ca^{2+} Mg^{2+} , SO_4^{2-} , NO_3^- , Cl^- , Fe Mn, Zn, Pb, Ni	Émission poussières Si, Al, Fe, Ti, P, Mn, Co, Ni, Cr, Na^+ , Ca^{2+} , Mg^{2+} , K^+ , SO_4^{2-} , Cl^- , CO_3^{2-} , OM
Feux biomasse BC, OM, K^+ , Na^+ , Ca^{2+} Mg^{2+} , SO_4^{2-} , NO_3^- , Cl^- , Fe Mn, Zn, Pb, Ni	Émission industrielle BC, OM, Fe, Al, S, P, Mn, Zn, Pb, H_2O , K^+ , Na^+ , Ca^{2+} , SO_4^{2-} NO_3^- , Cl^- , CO_3^{2-}	Cendres Pollen, bactérie, virus, ...
Condensation/dissolution H_2O , SO_4^{2-} , NH_4^+ , OM	Condensation/dissolution H_2O , SO_4^{2-} , NH_4^+ , OM	Condensation/dissolution H_2O , NO_3^-

Les aérosols sont encore mal connus. Face à cette complexité dans la plupart des problèmes scientifiques, les aérosols sont traités de façon macroscopique. C'est pourquoi ces particules sont souvent décrites en terme de population, donc d'un ensemble de particules. Un certain nombre d'hypothèses sont souvent faites pour simplifier le problème comme de se ramener à une forme sphérique. De la même façon, la législation en qualité de l'air caractérise les aérosols en deux catégories : les PM_{10} (particules de diamètre inférieur à $10\mu\text{m}$) et les $\text{PM}_{2.5}$ (particules de diamètre inférieur à $2.5\mu\text{m}$). On peut voir la limite différenciant ces deux types sur la fonction de distribution représentée dans la

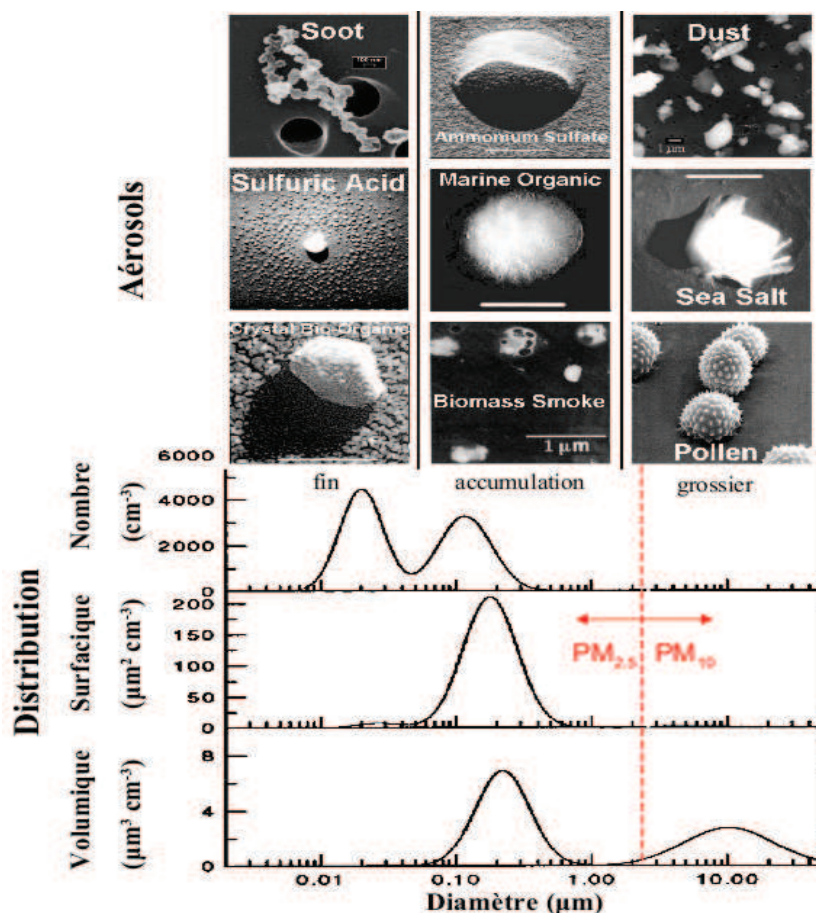


FIGURE 2.1 – Fonction de distribution en nombre, en surface et en volume des aérosols avec quelques images d'aérosols représentatifs de chaque mode. Le ligne en pointillé rouge montre la limite différenciant les $PM_{2.5}$ des PM_{10} . (Images C. Leck)

figure 2.1. La classification ainsi que les hypothèses faites sur les aérosols dépendent de l'application considérée fixant la précision nécessaire pour décrire les aérosols.

2.2 Fonction de distribution

Pour caractériser une population d'aérosols, on utilise donc une fonction de distribution continue décrivant la répartition des aérosols en fonction de leur taille à une altitude donnée. La plupart du temps une bonne façon d'approcher la distribution d'une population d'aérosols est de prendre une fonction de distribution lognormale représentant un mode de la population d'aérosols (D'Almeida et al., 1991; Koepke et al., 1997; Porter and Clarke, 1997; Shettle and Fenn, 1979). Pour décrire l'ensemble de la population, une somme de trois distributions représentant les trois modes, décrit dans le chapitre 2.1 précédent, est généralement utilisée. Cependant une distribution à quatre modes est parfois utilisée, notamment pour décrire les aérosols en milieu maritime (Heintzenberg et al., 2000). D'autres types de distribution sont visibles dans la littérature (Junge, 1964; Deirmendjian, 1969; Lacis and Mishchenko, 1995). On peut voir notamment que des fonctions de distribution de type « Gamma » sont utilisées pour décrire les gouttes dans les brouillards et les nuages (Jacobson, 2005). Il est montré aussi dans Lacis and Mishchenko (1995), qu'une somme de fonctions de distribution de mode variable mais de variance effective faible était plus à même d'approcher la solution d'un problème inverse qu'une fonction de distribution monomodale de variance élevée. La distribution d'un mode s'exprime par unité de nombre $f_i(r)$, de surface $s_i(r)$ ou de volume $v_i(r)$:

$$f_i(r) = \frac{N_i}{r \ln \sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{(\ln r - \ln R_{\text{mod}(i)})^2}{2(\ln \sigma_i)^2} \right) \quad (2.2.1)$$

$$s_i(r) = f_i(r) 4\pi r^2 \quad (2.2.2)$$

$$v_i(r) = f_i(r) \frac{4}{3} \pi r^3 \quad (2.2.3)$$

Ces trois distributions sont déterminées à partir de trois paramètres : la concentration en nombre de particules N_i , le rayon modal $R_{\text{mod}(i)}$ et l'écart-type géométrique σ_i du mode i . Ainsi en intégrant ces distributions sur tous les rayons r on peut estimer, respectivement, le nombre N_i (2.2.4), la surface totale S_i (2.2.5) et le volume V_i (2.2.6) des particules du mode i . D'un point de vue statistique, 68% des aérosols ont un rayon qui est compris dans l'intervalle $[\ln(r_{\text{mod}_i}) - \ln(\sigma_i) ; \ln(r_{\text{mod}_i}) + \ln(\sigma_i)]$ et 95% entre $[\ln(r_{\text{mod}_i}) - 2\ln(\sigma_i) ; \ln(r_{\text{mod}_i}) + 2\ln(\sigma_i)]$. Sur la figure 2.1, le mode prédominant dépend de la représentation de la fonction de distribution. En effet le mode fin est prédominant lorsqu'on regarde la fonction de distribution en nombre alors que ce sont les grosses particules, moins nombreuses, qui occupent le plus grand volume. C'est aussi ce qui est indiqué dans la table 2.1 où les petites particules, très nombreuses, contribuent peu à la concentration massique qui est une propriété volumique. Dans le chapitre 3.1 suivant, on verra que le lidar est sensible à la surface des particules donc à la fonction de distribution en surface.

$$N_i = \int_0^\infty f_i(r) dr \quad (2.2.4)$$

$$S_i = \int_0^\infty s_i(r) dr \quad (2.2.5)$$

$$V_i = \int_0^\infty v_i(r) dr \quad (2.2.6)$$

Une autre propriété, indispensable en qualité de l'air, est la concentration massique. La concentration massique C_i du mode i se déduit du volume V_i et de la densité ρ_i des particules. En supposant que les particules ont toutes la même densité, par mode, on a :

$$C_i = V_i \rho_i \quad (2.2.7)$$

Le nombre total des particules dans la population est obtenu en sommant le nombre de particules par mode. Il en est de même pour la surface, le volume ou la concentration massique totale de la population.

$$N_{\text{tot}} = \sum_i N_i \quad (2.2.8)$$

D'autres propriétés sont utilisées pour décrire une population d'aérosols comme le rayon effectif et le rayon moyen de la distribution. Le rayon effectif du mode i , r_{eff_i} , ainsi que le rayon moyen en nombre, $r_{\text{N}_{\text{moy}_i}}$ sont déduits de la fonction de distribution en nombre $f_i(r)$:

$$r_{\text{eff}_i} = \frac{\int_0^\infty f_i(r) r^3 dr}{\int_0^\infty f_i(r) r^2 dr} \quad (2.2.9)$$

$$r_{\text{N}_{\text{moy}_i}} = \frac{\int_0^\infty f_i(r) r dr}{\int_0^\infty f_i(r) dr} \quad (2.2.10)$$

2.3 Propriétés optiques des aérosols

Une propriété optique intrinsèque à chaque particule est son indice de réfraction qui dépend fortement de la longueur d'onde. Ainsi le spectre de l'indice est une signature caractéristique de la particule étudiée comme le montre la figure 2.2. Dans les milieux absorbants, la partie imaginaire de l'indice est non nulle et rend compte de l'atténuation de l'onde. Dans l'atmosphère, dans le domaine spectral dans lequel on se place, la partie réelle de l'indice varie de 2.0 pour la suie à 1.3 pour l'eau. La partie imaginaire quant à elle varie de plusieurs ordres de grandeur, de 6.10^{-1} pour la suie très absorbante à 1.10^{-8} pour l'eau dans l'ultraviolet.

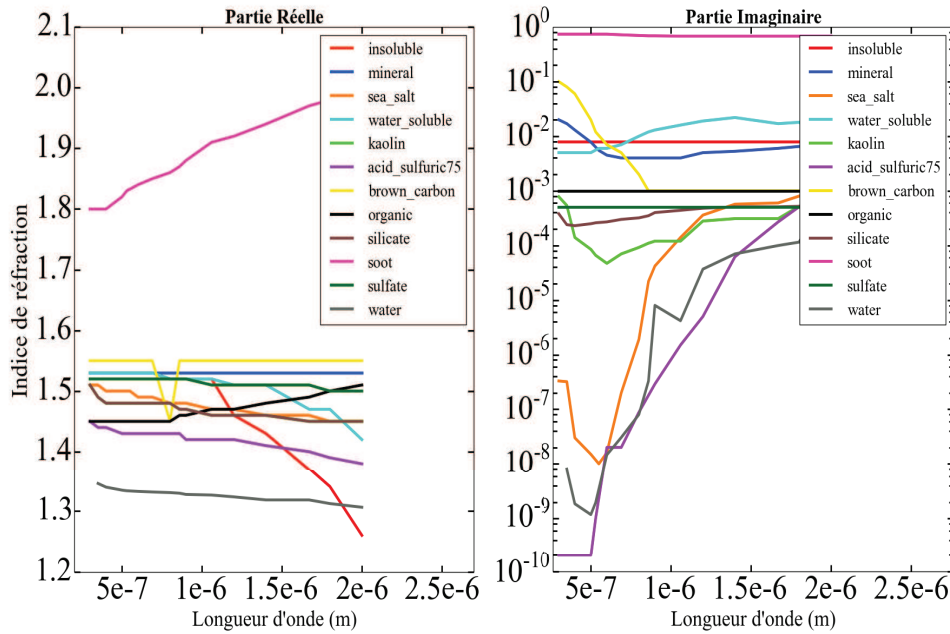


FIGURE 2.2 – Partie réelle et partie imaginaire de l'indice de réfraction de différents types d'aérosols pour une humidité de 0% (base de données HITRAN).

Ici le type de diffusion considéré est élastique, *i.e.* sans changement de longueur d'onde, cependant il peut y avoir un changement de la polarisation. La polarisation de la lumière incidente est modifiée lorsqu'elle rencontre une particule surtout lorsque celle-ci n'est pas sphérique, comme les cristaux de glace, les poussières ou les suies. Lorsque les particules sont sphériques il n'y a pas de dépolarisation linéaire, de plus lorsque l'on regarde la lumière rétrodiffusée par une telle particule il n'y a dans ce cas précis aucune dépolarisation, ni linéaire, ni circulaire (car la matrice de Mueller est diagonale).

Lorsque l'on considère des particules sphériques et que leur taille est du même ordre de grandeur que la longueur d'onde alors la théorie de la diffusion de Mie s'applique pour quantifier l'interaction de ces particules avec le rayonnement. Les modèles de diffusion de Mie (Bohren and Huffman, 1983) de calculent les efficacités d'extinction et de rétrodiffusion à partir du paramètre de taille $x = \frac{2\pi r}{\lambda}$ et de l'indice de réfraction m de la particule. Il existe aussi d'autres modèles pour modéliser les propriétés optiques de particules non sphériques, présentés plus en détails dans le paragraphe 3.3. Ainsi le modèle T-matrix prend en compte des particules ayant un axe de symétrie de rotation (ellipses, cylindres, etc.) (Mishchenko et al., 1996), tandis que le modèle DDA (Discrete Dipole Approximation) modélise des formes quelconques (Draine and Flatau, 2012).

L'efficacité, qu'elle soit de diffusion Q_{diff} ou d'extinction Q_{ext} , à la section efficace σ par l'équation

2.3.1 suivante :

$$Q_{\text{ext}}(r, \lambda) = \frac{\sigma_{\text{ext}}(r, \lambda)}{\pi r^2} ; Q_{\text{diff}}(r, \lambda) = \frac{\sigma_{\text{diff}}(r, \lambda)}{\pi r^2} \quad (2.3.1)$$

La théorie de Mie donne aussi accès à la fonction de phase des particules $p(\theta, \phi)$, qui est la probabilité qu'un photon soit diffusé dans la direction (θ, ϕ) (θ angle zénithal, ϕ angle azimutal). La figure 2.3 présente cette probabilité en fonction de l'angle ϕ pour une lumière incidente venant de la gauche à la longueur d'onde 550nm. La probabilité qu'un photon soit diffusé vers l'avant (0°) ou vers l'arrière (180°) est la même lorsque que la particule à une taille très inférieure à la longueur d'onde ($x=0.05$). Cependant plus la particule augmente en taille plus la diffusion se fait vers l'avant.

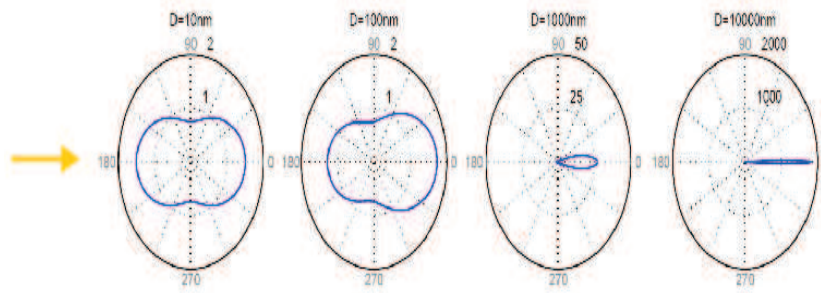


FIGURE 2.3 – Fonctions de phase de différentes tailles de particules sphériques pour une lumière incidente à 550nm. Les paramètres de taille sont, de gauche à droite, : 0.05, 0.5, 5.0, 50.

Dans les applications lidar, une grandeur importante est la quantité de lumière rétrodiffusée. On déduit la section efficace de rétrodiffusion σ_{back} grâce à la section efficace de diffusion σ_{diff} et la fonction de phase de la particule par la relation 2.3.2.

$$\sigma_{\text{back}}(r, \lambda) = \sigma_{\text{diff}}(r, \lambda) * p(\theta = 0, \phi = \pi, r, \lambda) \quad (2.3.2)$$

Les sections efficaces d'extinction et de rétrodiffusion sont calculées en fonction du rayon de la particule. À 355 nm, pour un indice de particule $m=1,53+0,017i$ typique des poussières, on obtient la courbe représentée en figure 2.4. Les oscillations typiques de la section de rétrodiffusion sont dues aux interférences constructives et destructives caractéristiques de la diffusion Mie.

Les coefficients d'extinction et de rétrodiffusion (respectivement $\alpha(z, \lambda)$ et $\beta(z, \lambda)$) intervenant dans l'équation lidar 3.2.5 sont des propriétés représentatives de la population de diffuseurs rencontrée dans l'atmosphère. Ces diffuseurs pouvant être des molécules ou des particules dont les propriétés optiques individuelles sont différentes, on décompose habituellement les coefficients d'extinction et de rétrodiffusion en la somme de coefficients moléculaires et particulaires :

$$\alpha(z, \lambda) = \alpha_{\text{mol}}(z, \lambda) + \alpha_{\text{aer}}(z, \lambda) \quad (2.3.3)$$

De la même façon on peut écrire le coefficient de rétrodiffusion :

$$\beta(z, \lambda) = \beta_{\text{mol}}(z, \lambda) + \beta_{\text{aer}}(z, \lambda) \quad (2.3.4)$$

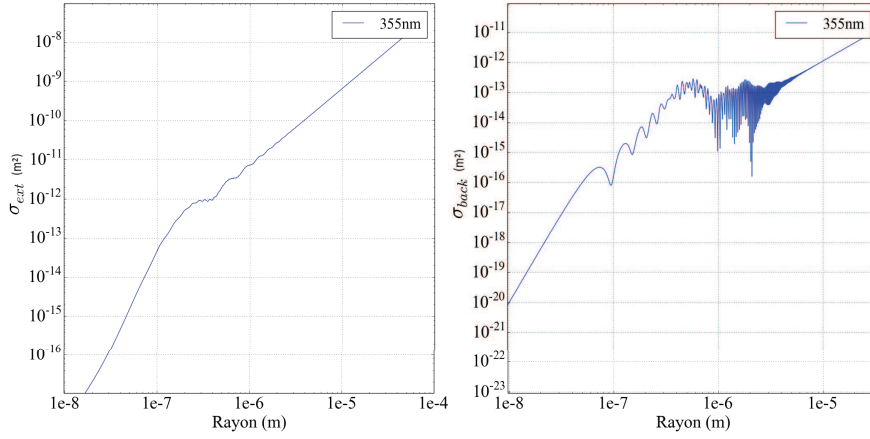


FIGURE 2.4 – Sections efficaces d’extinction, σ_{ext} (à gauche), et de rétrodiffusion, σ_{back} (à droite), à 355nm en fonction du rayon ($m = 1.53 - 0.017i$)

De plus l’extinction d’une lumière incidente par une particule provient de la contribution de deux phénomènes que sont l’absorption et la diffusion. Ainsi on peut réécrire le coefficient d’extinction en fonction du coefficient d’absorption $\alpha_{\text{abs}}(z, \lambda)$ et de diffusion $\alpha_{\text{diff}}(z, \lambda)$:

$$\alpha(z, \lambda) = \alpha_{\text{diff}}(z, \lambda) + \alpha_{\text{abs}}(z, \lambda) \quad (2.3.5)$$

Lorsque que l’on sépare les différentes interactions rayonnement-matière et les contributions particulières et moléculaires, le coefficients d’extinction devient alors :

$$\alpha(z, \lambda) = \alpha_{\text{mol,diff}}(z, \lambda) + \alpha_{\text{aer,diff}}(z, \lambda) + \alpha_{\text{mol,abs}}(z, \lambda) + \alpha_{\text{aer,abs}}(z, \lambda) \quad (2.3.6)$$

Pour la contribution des aérosols, les coefficients d’extinction et de rétrodiffusion sont reliés à la section efficace des particules (qu’elle soit d’extinction ou de rétrodiffusion) ainsi qu’à la fonction de distribution des aérosols, comme le montrent les équations suivantes :

$$\alpha_{\text{aer}}(z, \lambda) = \int_0^{R_{\text{max}}} f(r, z) \sigma_{\text{ext}}(r, \lambda) dr \quad (2.3.7)$$

$$\beta_{\text{aer}}(z, \lambda) = \int_0^{R_{\text{max}}} f(r, z) \sigma_{\text{back}}(r, \lambda) dr \quad (2.3.8)$$

Quant aux molécules, comme le montre la table 2.1, elles sont très nombreuses dans l’atmosphère et leur interaction avec le rayonnement n’est pas négligeable. Cependant leur composition et leur nombre évoluent moins sur la colonne atmosphérique que pour les particules. C’est pourquoi le principe de « molécule d’air », composé à 80% de N_2 et à 20% de O_2 est souvent utilisé. De plus avec une relation proche de celle des gaz parfaits, les coefficients d’extinction et de rétrodiffusion se déduisent à partir de la pression et de la température (Eq. 2.3.9). Ainsi à partir d’un radiosondage on peut estimer assez précisément la contribution moléculaire appelé « Rayleigh ». Cette équation issue de mesures en laboratoire (Cojan, 1995) est très bien vérifiée dans l’atmosphère pour des longueurs d’onde autour de 550nm. Ici p et T représentent respectivement la pression (en hPa) et la température (en K).

$$\alpha_{\text{mol}}(z, \lambda) = 1.17 \left[\frac{\lambda(\mu\text{m})}{0.55} \right]^{-4.09} \left[\frac{p}{1013} \frac{288}{T} \right] 10^{-5} \quad (2.3.9)$$

$$\beta_{\text{mol}}(z, \lambda) = \frac{3}{8\pi} \alpha_{\text{mol}}(z, \lambda)$$

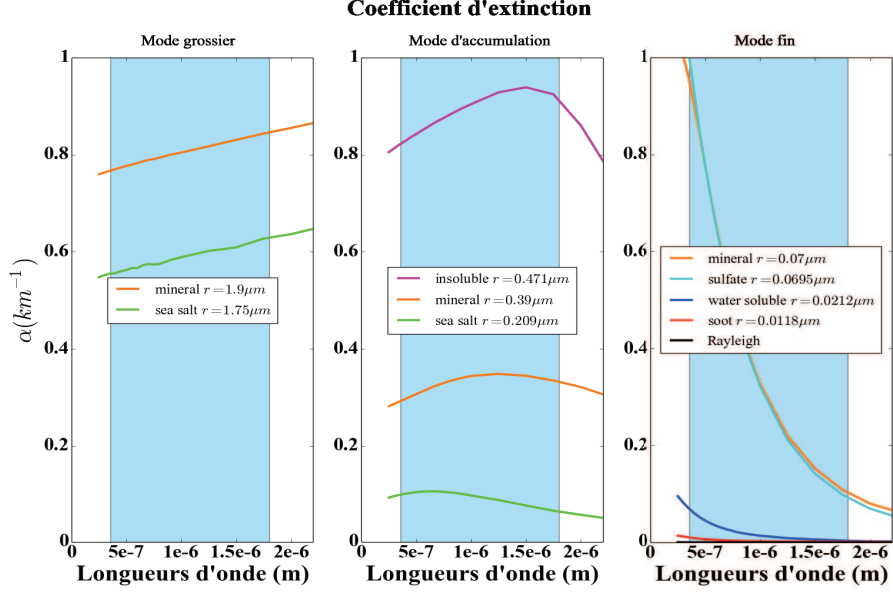


FIGURE 2.5 – Spectres du coefficient d'extinction de différents aérosols dans les trois principaux modes de formation. La plage spectrale en bleu représente la gamme de longueur d'onde couverte par un lidar émettant entre 355nm (UV) et 1600nm (SWIR). La contribution Rayleigh des molécules est aussi représentée (courbe noir).

De la même façon que l'indice de réfraction, les coefficients spectraux de rétrodiffusion et d'extinction sont propres à chaque population d'aérosols. Les figures 2.5 et 5.13 représentent ces coefficients en fonction de la longueur d'onde pour les trois gammes de taille définies dans la table 2.1 : modes fin, d'accumulation et grossier. Pour établir cette table, chaque population d'aérosols est caractérisée par un indice de réfraction spectral issu de la base de données HITRAN (L. S. Rothman, 2013) et d'une fonction de distribution dont le rayon modal et l'écart-type proviennent du modèle OPAC (Hess et al., 1998). Le rayon modal est rappelé, dans la légende des figures 2.5, 5.13 et 2.7, pour chacun des types de particules. Pour ce qui est de la concentration en nombre de particule (part.cm^{-3}) une valeur typique (Tab. 2.1) pour chaque mode a été choisie : 10 (grossier), 10^2 (accumulation), 10^4 (fin). L'aire en bleu présente sur ces figures correspond à la gamme spectrale dans laquelle les lidars actuels peuvent émettre.

Ainsi quel que soit le mode, les coefficients optiques sont à peu près du même ordre de grandeur, la section efficace diminuant avec la taille est compensée par la concentration en nombre qui est plus forte pour les petites particules. L'ordre de grandeur du coefficient d'extinction des populations d'aérosols mono-modales est donc de 10^{-4}m^{-1} et de 10^{-5}m^{-1} pour le coefficient de rétrodiffusion. Il semblerait que le spectre de ces propriétés optiques ait une forme log-normal. Ainsi en fonction du mode auquel on s'intéresse on ne regarde pas la même partie de la courbe. Sur notre exemple le mode d'accumulation correspond au sommet de la courbe tandis que le mode fin serait la partie décroissante de la courbe.

La figure 2.7 montre les variations du rapport lidar des types d'aérosols les plus courants en fonction de la longueur d'onde. Cette propriété, pour une particule ou une molécule, est définie comme étant le

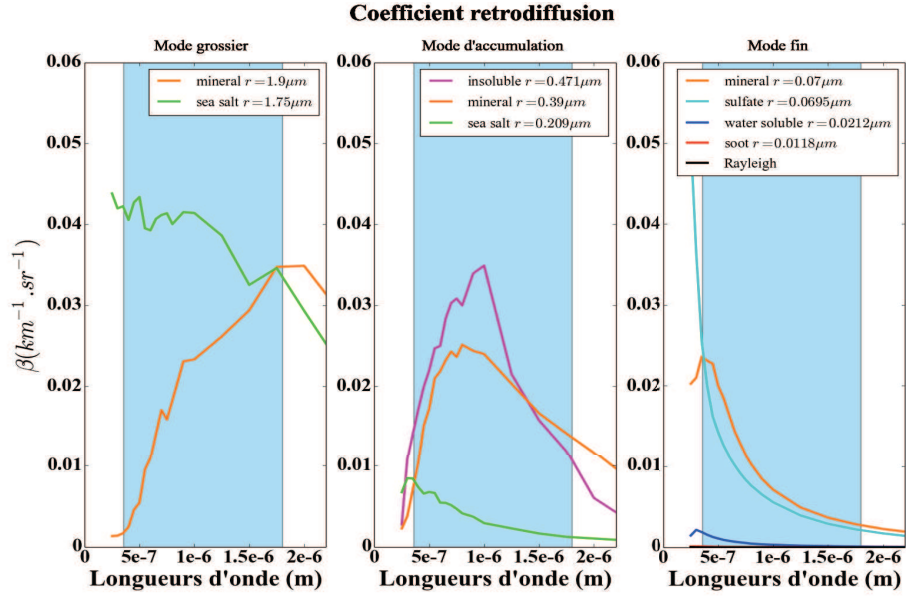


FIGURE 2.6 – Spectres du coefficient de rétrodiffusion de différents aérosols dans les trois principaux modes de formation. La plage spectrale en bleu représente la gamme de longueur d'onde couverte par un lidar émettant entre 355nm (UV) et 1600nm (SWIR). La contribution Rayleigh des molécules est aussi représentée (courbe noir).

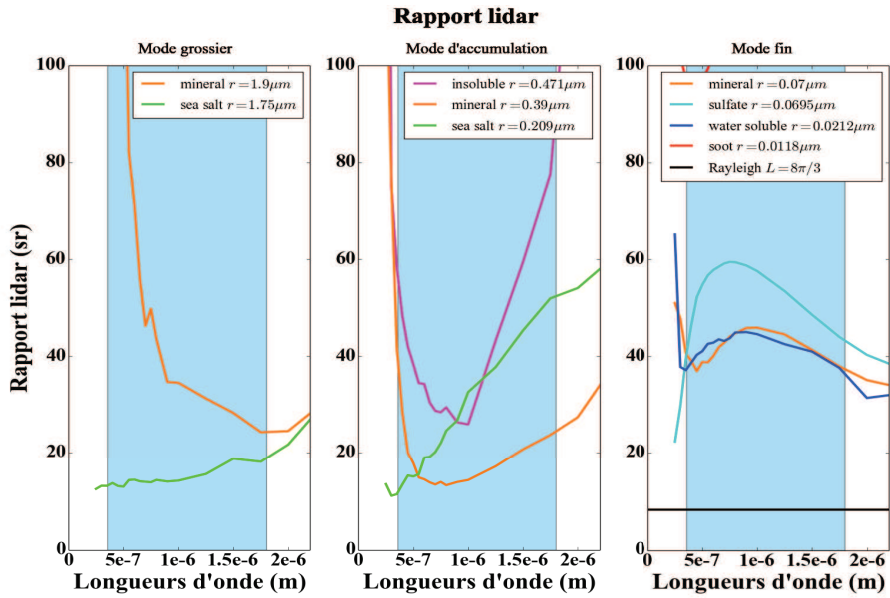


FIGURE 2.7 – Spectres du rapport lidar de différents aérosols dans les trois principaux modes de formation. La plage spectrale en bleu représente la gamme de longueur d'onde couverte par un lidar émettant entre 355nm (UV) et 1600nm (SWIR). La contribution Rayleigh des molécules est aussi représentée (courbe noir).

rapport entre le coefficient d'extinction et le coefficient de rétrodiffusion. Comme pour les figures 2.5 et 5.13, le spectre de ce rapport est représenté pour trois modes d'aérosols. Le rapport lidar joue un rôle important car c'est une des hypothèses nécessaires lorsque l'on veut inverser le signal lidar pour remonter aux propriétés optiques des aérosols par la méthode classique de « Klett-Fernald ». Tels que sont définis les fonctions de distribution et les indices de réfraction par le modèle OPAC, les plages de variation du rapport lidar pour un type d'aérosols sont comprises entre 15 sr et 85 sr pour des

longueurs d'onde allant de 355nm (UV) à 1600nm (SWIR). Exceptions faites des poussières qui dans le mode grossier peuvent avoir un rapport lidar supérieur à 100 sr de l'UV au visible et des suies dans le mode fin qui ont un rapport lidar supérieur à 100 sur tout le spectre. Cependant de telles valeurs du rapport lidar n'ont jamais été mesurées dans l'atmosphère, notamment car l'atmosphère est souvent composée de plusieurs espèces.

Aerosol Type and Source Region (Campaign)	Layer ^a	S_{355} , sr	S_{532} , sr
Marine			
North Atlantic (ACE 2)	PBL		23 ± 3
Tropical Indian Ocean (INDOEX)	PBL		23 ± 5
Tropical Indian Ocean (INDOEX)	FT		29 ± 8
Desert dust			
Sahara (SAMUM)	PBL	55 ± 6	55 ± 5
Sahara (EARLINET)	FT		59 ± 11
Gobi (Beijing)	PBL		35 ± 5
Saudi Arabia (INDOEX)	FT	38 ± 5	38 ± 5
Urban haze			
Central Europe (EARLINET)	PBL	58 ± 12	53 ± 11
Southwest Europe (ACE 2)	FT		45 ± 9
North America (EARLINET)	FT	53 ± 10	39 ± 10
Arctic haze			
North polar region (EARLINET)	FT	60 ± 12	60 ± 12
Forest fire smoke			
Siberia/Canada (EARLINET)	FT	46 ± 13	53 ± 11
South/east Asian aerosol			
North India (INDOEX)	FT		65 ± 16
South India (INDOEX)	FT		37 ± 10
Southeast Asia (INDOEX)	FT		51 ± 20
South China (PRD)	PBL		47 ± 6
North China (Beijing)	PBL		38 ± 7

FIGURE 2.8 – Mesures de la valeur moyenne et de l'écart type du rapport lidar (S) à deux longueurs d'onde, 355nm et 532nm, par le lidar Raman de l'institut de recherches troposphériques de Leibniz durant différentes campagnes autour du monde (Müller et al., 2007). PBL est l'abréviation de « Planet Boundary Layer » et indique des aérosols local et régional. FL est l'abréviation de « Free Troposphere » indiquant des aérosols vieilliss durant un transport longue distance.

De nombreuses mesures de ce paramètre par lidar Raman sont répertoriées dans Müller et al. (2007) dont la table 2.8 est issue. On voit dans cette table que la valeur moyenne du rapport lidar dans le cas d'aérosols marin est la même au dessus de l'océan Atlantique Nord que pour l'océan Indien. La localisation a plus d'importance pour les autres aérosols. Par exemple, pour les poussières sahariennes deux campagnes mesurent des rapports lidar proches (55 ± 5 sr et 59 ± 11 sr à 532nm) alors que pour des localisations différentes la valeur moyenne du rapport lidar est différente (35 ± 5 sr (Gobi) et 38 ± 5 sr (Arabie Saoudite) à 532nm). La provenance des aérosols influe sur la composition des aérosols et, dans le cas des poussières, sur la forme des particules et donc a fortiori sur leurs propriétés optiques.

2.4 Relation entre aérosols et vapeur d'eau

La vapeur d'eau est un paramètre important dans l'étude des aérosols. En effet Adams et al. (1999) ont montré qu'une grande quantité d'eau condensant sur des aérosols à une humidité ambiante de 95% augmente de 60% le forçage radiatif total. Les aérosols réagissent différemment à la présence d'humidité, pouvant avoir un caractère hygroscopique ou être complètement hydrophobe. Il existe deux types différents de propriétés hygroscopiques :

- monotonique : la particule réagit de façon continue à toutes les valeurs RH (relative humidity)
- déliquescent : la particule reste pratiquement sèche jusqu'à une certaine valeur de RH, point de déliquescence, où la particule change de phase.

Le rôle de la vapeur d'eau dans l'hygroscopie des particules est complexe. En effet les propriétés des aérosols, que ce soit sa distribution en taille ou ses propriétés optiques, évoluent de façon différentes

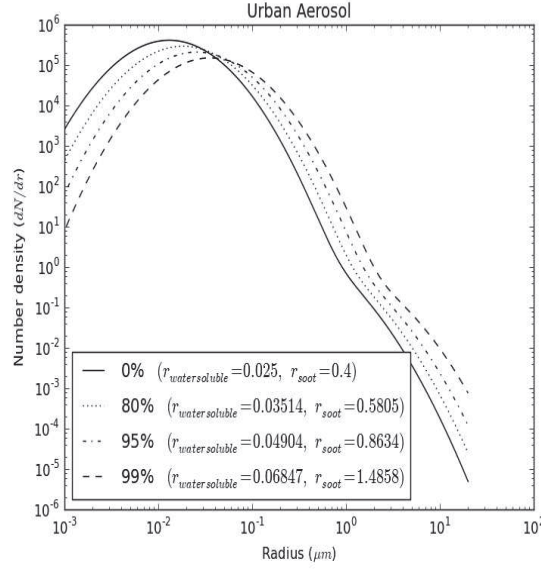


FIGURE 2.9 – Évolution de la fonction de distribution d'aérosols urbains en fonction de l'humidité, d'après Shettle and Fenn (1979).

selon que l'humidité augmente ou diminue. Ce phénomène décrit donc un cycle d'hystérésis comme on peut le voir dans Randriamiarisoa et al. (2006). Ce cycle est fréquent car l'humidité suit un cycle diurne.

Hänel (1976) propose une paramétrisation du rayon de la particule en fonction de l'humidité (équation 2.4.1).

$$f_r(RH) = \frac{r}{r_{\text{ref}}} = (1 - RH)^{-\epsilon} \quad (2.4.1)$$

Dans cette équation r_{ref} correspond au rayon de la particule pour une valeur spécifique de RH, souvent donnée pour $RH = 90\%$. De même, ϵ est le coefficient de grossissement en taille. Cette paramétrisation donne de bons résultats pour des particules hygroscopiques déliquescentes lorsque le RH augmente comme on peut le voir dans la littérature (Randriamiarisoa et al. (2006) et les articles cités dans la table 2.3). Dans la table 2.3 sont résumées les valeurs trouvées dans la littérature pour cette paramétrisation lors de campagnes de mesures. Le paramètre ϵ détermine le point où la particule commence à avoir un comportement hygroscopique. Plus ϵ est élevé plus ce point est atteint pour des faibles taux d'humidité relative. Lorsque le comportement hygroscopique des particules est connu on peut alors décrire l'évolution de la fonction de distribution en fonction de l'humidité relative. La figure 2.9 montre l'évolution prévue par cette paramétrisation pour une fonction de distribution à deux modes pour plusieurs taux d'humidité relative.

De la même façon l'évolution de la section efficace de diffusion en fonction de l'humidité peut être paramétrisée.

$$f_{\text{diff}}(RH) = \frac{\sigma_{\text{diff}}}{(\sigma_{\text{diff}})_{\text{ref}}} = (1 - RH)^{-\gamma} \quad (2.4.2)$$

Dans la littérature de nombreuses études mesurent le paramètre γ . On peut citer Gasso et al. (2000) qui mesure une valeur de ce paramètre de 0.27 pour une situation « maritime polluée » et de 0.6 pour une situation « maritime propre » ou encore Randriamiarisoa et al. (2006) dans lequel γ est compris entre 0.47 et 1.35 sur 5 jours de mesures proches de Paris (Saclay).

Provenance	Aérosols	ϵ	Auteur
Simulation	-	0.285	Hänel (1976)
Simulation	-	0.255	Hänel (1976)
Simulation	-	0.25	Hänel (1976)
Mesure : Saclay (France)	Urbain	0.26	Randriamiarisoa et al. (2006)
Mesure : Thessaloniki (Grèce)	Traffic et industries + influence marine	0.25	Chazette and Liousse (2001)
Mesure : Jungfrauroch (Allemagne)	Troposphère libre	0.2	Weingartner et al. (2002)

TABLE 2.3 – Valeurs du coefficient de grossissement en taille, ϵ , issues de mesures trouvées dans la littérature

On voit que ϵ varie peu alors que γ n'a pas le même comportement avec des variations plus importantes. En effet $f_{\text{diff}}(RH)$ en plus de prendre en compte la croissance des aérosols avec l'humidité, combine aussi la modification de la structure chimique et de la fonction de distribution. Lors de cette thèse la paramétrisation 2.4.1 a été utilisé car la donnée d'entrée de notre simulateur de signaux lidar est la fonction de distribution. La principale limitation de ces paramétrisations est qu'elles ne sont applicables que lors de phases d'humidité relative croissante. Lors de cycle d'hystérésis il n'existe pas de telles paramétrisations pour décrire l'hygroscopie des aérosols lors de phases de décroissance de l'humidité relative.

Chapitre 3

Modélisation de signaux lidar

Sommaire

3.1	Les lidars atmosphériques à rétrodiffusion	34
3.2	Équation lidar	35
3.3	Modélisation des propriétés atmosphériques	36
3.4	Modélisation de paramètres et bruits instrumentaux	38

3.1 Les lidars atmosphériques à rétrodiffusion

Les lidars (Light Detection And Ranging) sont des instruments de télédétection active. Il en existe une grande variété, différenciables par leur fonctionnement et leur application. On peut en séparer un certain nombre en fonction du type d'interactions entre le rayonnement et les constituants de l'atmosphère : le lidar à rétrodiffusion élastique, lidar Raman à rétrodiffusion inélastique, lidar à absorption différentielle (DIAL pour « Differentiel-Absorption Lidar »), lidar Doppler, lidar à fluorescence, ou encore lidar télémètre. Lors de cette thèse les lidars étudiés sont les lidars Rayleigh-Mie à rétrodiffusion élastique et les lidars Raman à rétrodiffusion inélastique.

Les premières mesures lidar ont été réalisées en 1962 dans le but de mesurer la distance Terre-Lune (Smullin and Fiocco, 1962) et depuis ces instruments connaissent un fort essor. Une autre application bien connue des lidars à rétrodiffusion est la mesure à distance de la concentration des cendres dans un panache volcanique (Gasteiger et al., 2011; Mortier et al., 2013), qui a l'avantage d'éviter un prélèvement *in situ*. Ces mesures sont très utiles notamment pour le trafic aérien. Les lidars rétrodiffusion et Raman ont été aussi utilisés dans d'autres applications comme la détection et la caractérisation des propriétés optiques de nuages fins comme les cirrus (Groß et al., 2014; Campbell et al., 2015; Dionisi et al., 2015) ou d'épisode de poussières désertiques (Wagner et al., 2013) ou encore de panache de pollution (Marchant et al., 2009).

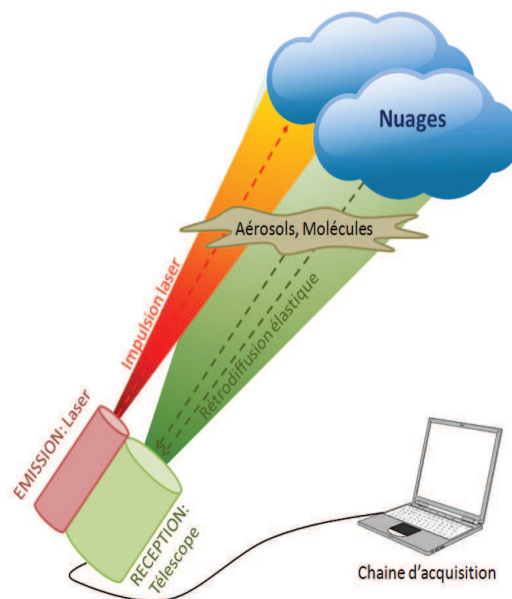


FIGURE 3.1 – Principe de fonctionnement d'un lidar atmosphérique

Les lidars Rayleigh-Mie à rétrodiffusion sont basés sur le même principe que les RADARs ou les SONARs à ceci près qu'ils émettent une onde électromagnétique généralement polarisée entre l'ultra-violet et l'infrarouge. C'est un instrument composé de trois blocs distincts (figure 3.1) : l'émetteur avec son laser, le récepteur avec son télescope et ses détecteurs, et la chaîne d'acquisition. Tout d'abord il y a une émission, soit pulsée soit continue, d'une onde électromagnétique dans l'atmosphère. Chaque fois que se trouve un diffuseur (molécule ou particule) sur le trajet du rayonnement laser, une partie est rétrodiffusée vers l'instrument. Puis ce rayonnement est collecté par un télescope pour être ensuite focalisé sur un photomultiplicateur ou une photodiode. Le rayonnement est converti en signal électrique (courant / tension) puis numérisé à l'aide d'un convertisseur analogique-numérique (CAN). Pour les systèmes lidar à émissions pulsées, la mesure est assignée en distance par le temps de propagation aller/retour du rayonnement : $x=ct/2$ (Measures, 1984). Ainsi la résolution en distance du lidar est

définie par l'échantillonnage de la carte d'acquisition et par la largeur temporelle de l'impulsion laser.

Lorsque l'on considère un lidar Rayleigh-Mie à rétrodiffusion la détection du signal se fait à la même longueur d'onde que l'émission laser (diffusion élastique). À l'inverse, le lidar Raman repose sur le processus de diffusion inélastique qui implique un changement de l'état vibrationnel-rotationnel d'une molécule. Le décalage en fréquence correspond à la différence d'énergie entre l'état initial et final et est donc caractéristique de chaque molécule. Les sections efficaces de rétrodiffusion Raman étant très faibles, cette technique ne peut s'appliquer qu'à des espèces ayant des concentrations relativement élevées. La mesure Raman permet d'améliorer la mesure des propriétés optiques des aérosols par lidar en permettant de mesurer indépendamment ses propriétés de diffusion et d'extinction.

3.2 Équation lidar

La puissance du signal lidar $P(z, \lambda)$ à la distance z et à la longueur d'onde λ , exprimée en watts, est donnée par l'équation lidar :

$$P(z, \lambda) = K(\lambda)G(z)\beta(z, \lambda)T(z, \lambda) + \varepsilon(z, \lambda) \quad (3.2.1)$$

où $K(\lambda)$ est le coefficient d'étalonnage, $G(z)$ le facteur de géométrie, $\beta(z, \lambda)$ le coefficient de rétrodiffusion et $T(z, \lambda)$ la transmission atmosphérique. Chacun de ces termes sera explicité par la suite. $\varepsilon(z, \lambda)$ représente les différentes sources de bruits. Ces bruits proviennent autant des détecteurs, de la chaîne d'acquisition, de la numérisation que du fond solaire. Ils seront explicités dans le paragraphe 3.4

Le coefficient d'étalonnage $K(\lambda)$ est lié aux propriétés intrinsèques de l'instrument, c'est-à-dire concrètement, aux propriétés du laser, du télescope et des détecteurs. Il s'écrit de la façon suivante :

$$K(\lambda) = P_o(\lambda)\frac{c}{2}A\eta(\lambda) \quad (3.2.2)$$

Où P_o représente la puissance crête d'une seule impulsion laser (W), c la vitesse de la lumière dans l'air (m.s^{-1}), A la surface du télescope (m^2). $\eta(\lambda)$ est l'efficacité du système. Ainsi $(1 - \eta(\lambda))$ correspond au pourcentage de perte du signal par tous les éléments du système (miroir, télescope, détecteurs, etc.).

Le facteur de géométrie $G(z)$ est le produit de la fonction de recouvrement avec l'inverse de la distance au carré.

$$G(z) = \frac{O(z)}{z^2} \quad (3.2.3)$$

La fonction de recouvrement $O(z)$ prend en compte les problèmes d'alignement et d'obturation géométrique des faisceaux à l'émission et à la réception. Pour un lidar monostatique dont les axes d'émission et de réception sont parallèles et dont le champ de vue des capteurs est plus grand que la divergence du laser, la fonction $O(z)$ est égale à 1 au bout d'une centaine de mètres lorsque l'on veut étudier la troposphère. Le facteur géométrique est lié à l'instrument et dépend donc de paramètres pouvant être modifiés par l'expérimentateur. Étalonner un lidar consiste donc essentiellement à déterminer l'efficacité du système.

Le coefficient de rétrodiffusion $\beta(z, \lambda)$ représente la partie de l'émission laser rétrodiffusée vers le télescope par les molécules et les aérosols dans l'air. C'est une propriété intrinsèque de l'atmosphère traversée, elle dépend du nombre et de la nature des diffuseurs dans le volume éclairé par l'impulsion laser. Ce coefficient sera explicité dans le paragraphe 2.3.

La transmission atmosphérique $T(z, \lambda)$ représente l'extinction du faisceau par la colonne atmosphérique liée au trajet aller-retour de la lumière où $\alpha(z, \lambda)$ est le coefficient d'extinction des diffuseurs atmosphériques.

$$T(z, \lambda) = \exp \left[-2 \int_0^z \alpha(z', \lambda) dz' \right] \quad (3.2.4)$$

L'équation lidar s'écrit alors sous la forme suivante :

$$P(z, \lambda) = P_o(\lambda) \frac{c}{2} A \eta(\lambda) \frac{O(z)}{z^2} \beta(z, \lambda) \exp \left[-2 \int_0^z \alpha(z', \lambda) dz' \right] + \varepsilon(\lambda) \quad (3.2.5)$$

Ainsi cette équation est constituée par la contribution de deux termes différents, l'un lié aux paramètres de l'instrument et l'autre venant des propriétés optiques des diffuseurs rencontrés sur le trajet aller-retour de la lumière.

Pour modéliser des signaux lidar nous avons besoin de connaître ou d'estimer les différents termes de l'équation lidar (3.2.5), que ce soit le coefficient d'étalonnage $K(\lambda)$, les paramètres atmosphériques $\beta(z, \lambda)$, $T(z, \lambda)$ ainsi que les bruits $\varepsilon(\lambda)$.

3.3 Modélisation des propriétés atmosphériques

Dans ce paragraphe est abordée la modélisation de la deuxième partie du premier terme de l'équation lidar 3.2.5, c'est-à-dire le coefficients de rétrodiffusion et la transmission atmosphériques en chaque point de la ligne de visée du lidar. Ces termes proviennent de la contribution des molécules et des aérosols comme le rappelle l'équation 2.5 du chapitre 2.

La première étape a été de modéliser les propriétés optiques des aérosols. Un code a été développé pour cela. Il repose sur un modèle simulant les sections efficaces des particules à une longueur d'onde et un diamètre donnés à partir de bases de données d'indices de réfraction issues de HITRAN (www.hitran.org/aerosols/) et OPAC. Ces bases de données font elles mêmes référence à Shettle and Fenn (1979) et D'Almeida et al. (1991) dans lesquelles les indices répertoriés proviennent de mesures et de simulations. Dans le cas où l'on considère des particules sphériques, le code DMILAY (Toon and Ackerman, 1981) est utilisé. Ce code résout analytiquement les équations de Maxwell pour estimer les propriétés optiques de particules sphériques homogènes pouvant être enrobées d'une couche d'indice de réfraction différent. D'autres modèles peuvent être utilisés, comme la méthode T-matrix (Mishchenko et al., 1996) qui permet de prendre en compte des particules homogènes qui ont une symétrie de rotation (cylindre, ellipse prolata ou oblate). Ce code a un temps d'exécution assez rapide même s'il est plus long que n'importe quel code de Mie et il peut considérer des grosses particules (jusqu'à un paramètre de taille de 100). Le modèle DDA (Draine and Flatau, 2012) simule n'importe quelle forme de particule en discrétisant le volume par de nombreux dipôles, mais aussi des particules hétérogènes et anisotropes. Cependant ce modèle ne fournit pas de solution exacte des équations de Maxwell et ne converge que pour des petites particules (paramètre de taille inférieur à 1). De plus le temps d'exécution peut être critique. Un exemple de population de particules non sphériques sera étudié par la suite.

Faire le choix de développer un modèle de propriétés des aérosols, plutôt que d'utiliser un modèle existant comme GADS (Koepke et al., 1997) ou OPAC (Hess et al., 1998) nous permet de gérer chaque paramètre de la fonction de distribution, la forme des particules ainsi que la répartition des aérosols en fonction de l'altitude.

La chaîne de simulation que j'ai développé a été validée en la comparant au modèle OPAC. Pour cela on a considéré une fonction de distribution d'une population d'aérosols urbains qui est la somme

de trois distributions log-normale d'aérosols solubles et insolubles dans l'eau et de suies. Cette distribution est représentée sur la figure 3.2(a) et ses paramètres (rayon modal, nombre de particules par modes, etc.) sont décrits par Hess et al. (1998) et rappelés dans la table 3.1. Ensuite pour chacune des trois distributions, à l'aide du code DMILAY, les efficacités d'extinction et de rétrodiffusion sont calculées pour 1000 rayons de particules répartis logarithmiquement entre le rayon minimal et le rayon maximal de la distribution. Enfin, à partir des équations 2.3.1, 2.3.7 et 2.3.8, les coefficients d'extinction et de rétrodiffusion de chacune des distributions sont estimés et ainsi en les sommant les propriétés optiques de la population d'aérosols urbains sont déduites. Les coefficients d'extinction ainsi obtenus sont représentés sur la figure 3.2(b) et comparés aux résultats du modèle OPAC.

TABLE 3.1 – Table récapitulatif des paramètres des distributions d'une population d'aérosols de type urbain tels qu'ils sont définis dans la base OPAC.

	N_i (part.cm ⁻³)	R_{mod_i} (μm)	σ_i –
hydrosoluble	28000	0.0212	2.24
insoluble	1.5	0.417	2.51
suie	130000	0.0118	2.00

En séparant les contributions de chacune des distributions on s'aperçoit que le mode « aérosols suies » est très nettement dominant en nombre ($82\%N_{\text{tot}}$) cependant son rayon modal très faible lui confère une contribution au coefficient d'extinction inférieure au mode « aérosols solubles » pour les longueurs d'onde inférieures à $1\mu\text{m}$. À l'inverse le mode « aérosols insoluble » dont le rayon modal est 40 fois supérieur a une contribution très faible aux courtes longueurs d'onde $< 1\mu\text{m}$. Au dessus de $1\mu\text{m}$ les différents modes ont des coefficients d'extinction proches les uns des autres. On peut voir que le spectre du coefficient d'extinction total calculé par notre méthode (courbe rouge) concorde parfaitement aux résultats issus du modèle OPAC (étoiles noires).

La deuxième étape a été de prendre en compte la contribution moléculaire aux propriétés optiques. Pour cela une partie du modèle Matisse, développé à l'ONERA (Fauqueux et al., 2012), est utilisée. Ce code a été validé en le comparant au modèle LBLRTM (Line By Line Radiative Transfert Model, (Clough et al., 1992)). Les principales caractéristiques du modèle Matisse en terme de simulation des contributions moléculaires sont résumées ci-après. Les caractéristiques thermo-chimiques de l'atmosphère sont définies à partir de profils standards des constituants atmosphériques (G. P. Anderson, 1986). Cela permet de déduire les coefficients d'absorption moléculaires associés aux paramètres de raie de la base HITRAN (L. S. Rothman, 2013). Ensuite une approche raie par raie, développée pour le calcul de signature de panache dans l'infrarouge (Ibgui and Hartmann, 2002), est utilisée. Pour cela les sections efficaces des molécules sont prises de la base de données du PNNL (Pacific Northwest National Laboratory, (Johnson et al., 2004)). Enfin la diffusion moléculaire due à la diffusion Rayleigh (Jones, 1992) est considérée comme une fonction de la pression, de la température et de l'humidité relative de l'atmosphère (Ciddor, 1996).

La figure 3.3 identifie toutes les contributions (molécules et aérosols) au coefficient d'extinction. La ligne de base (courbe noir) représente l'extinction correspondant à des aérosols urbains, reprenant la définition du modèle OPAC (Tab. 3.1), pour une visibilité de 1km. Les courbes rouges et grises, par rapport à la courbe noire, prennent aussi en compte l'extinction due aux différents gaz présents dans l'atmosphère. La différence entre ces deux provient du fait que la courbe rouge est convoluée pour une largeur spectrale de 10nm (largeur de l'émissions laser). Les différentes longueurs d'ondes indiquées correspondent à celles dans lesquelles le lidar développé actuellement à l'Onera devrait fonctionner. On

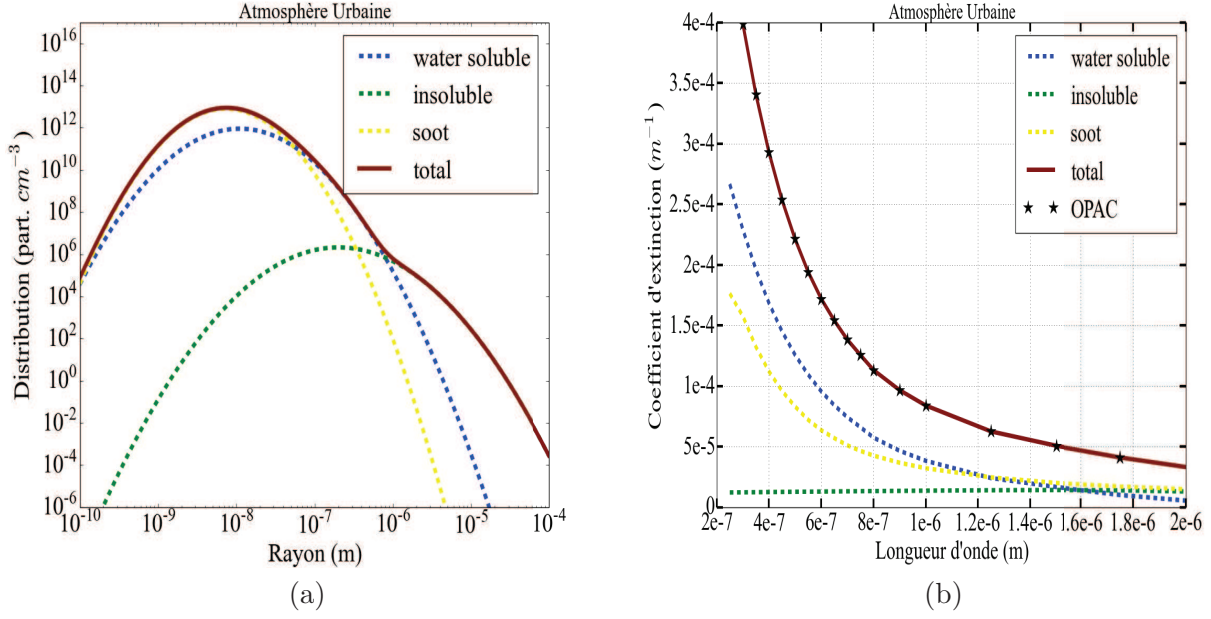


FIGURE 3.2 – La figure (a) représente la distribution d’une population d’aérosols urbain, définis par le modèle OPAC comme étant la contribution de 3 populations. La figure (b) montre l’extinction, en fonction de la longueur d’onde, provenant des populations d’aérosols tracées sur la figure (a) ainsi que leur contribution à l’extinction totale. L’extinction totale issue de notre modèle a un comportement similaire à celle provenant du modèle OPAC.

voit que le coefficient d’extinction est compris entre 6.10^{-4} et $6.10^{-5} \mu\text{m}^{-1}$ cependant dans certaines bandes (autour de 0.95, 1.15 et $1.4 \mu\text{m}$) l’absorption, due essentiellement à la vapeur d’eau, augmente de plusieurs ordre de grandeur le coefficient d’extinction, jusqu’à 1.10^{-1}m^{-1} autour de $1.4 \mu\text{m}$. Le CO_2 ainsi que l’ O_3 ont aussi une absorption qui n’est pas négligeable, c’est notamment le cas pour l’ozone sur le coefficient d’extinction entre 0,71 et $0,76 \mu\text{m}$.

A l’inverse des molécules, la concentration des aérosols en fonction de l’altitude est très variable. L’atmosphère est stratifiée en couches caractérisées par des profils de température spécifiques. Ici nous nous intéressons aux premières couches de l’atmosphère que sont la couche limite, les premiers kilomètres sur les continents, et la troposphère qui s’étend jusqu’à 12km aux moyennes latitudes. Hormis le cas des avions, tous les polluants primaires qu’ils soient d’origine naturelle ou anthropique sont émis au niveau du sol. Les aérosols ont des vitesses de sédimentation différentes, ce qui a pour conséquence de diminuer la concentration et la diversité des aérosols plus on s’éloigne des sources, donc du sol. Cependant certains aérosols, comme les poussières désertiques ou volcaniques, peuvent être transportées sur de très longues distances (Ansmann et al., 2003), plusieurs dizaines de milliers de kilomètres et à des altitudes assez élevées (entre 1000m et 5000m).

Pour modéliser cette répartition des aérosols en fonction de l’altitude, lorsque l’on considère une couche qui tend à s’homogénéiser comme c’est le cas pour la couche limite, on paramétrise la concentration des particules en fonction de l’altitude par une décroissance exponentielle (Hess et al., 1998).

$$N(z) = N_0 \exp\left(\frac{-z}{H}\right) \quad (3.3.1)$$

Dans l’équation 3.3.1, N_0 correspond à la concentration des aérosols en bas de la couche et H est le facteur d’échelle qui rend compte de la pente de la décroissance. Typiquement H vaut 8km sur

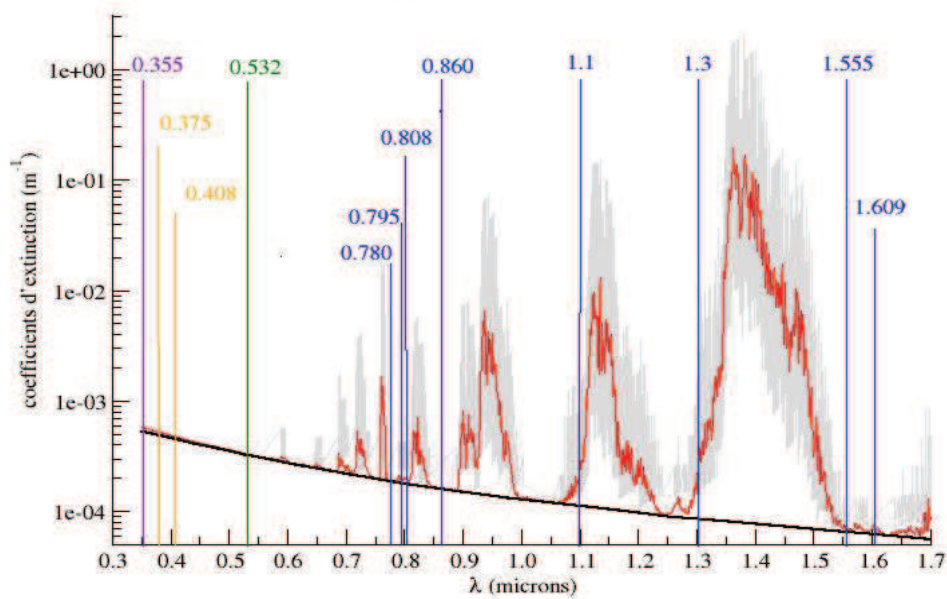


FIGURE 3.3 – Spectre du coefficient d'extinction de l'ultra violet au proche infrarouge. La courbe noire représente la contribution des aérosols tandis que les courbes rouge et grise prennent en plus l'absorption moléculaire en compte. La courbe grise est obtenue lorsque l'on considère l'absorption des molécules raie par raie alors que la courbe rouge est convoluée à la largeur des filtres spectraux (10nm). Les traits verticaux localisent des longueurs spécifiques qui correspondent à celles dans lesquelles le lidar développé actuellement à l'Onera devrait fonctionner.

les continents (Hess et al., 1998). D'autres paramétrisations, telles que des fonctions créneaux ou des gaussiennes sont utilisées pour rendre compte du comportement d'un brouillard ou d'un nuage.

3.4 Modélisation de paramètres et bruits instrumentaux

Le coefficient d'étalonnage $K(\lambda)$ dépend, comme le montre l'équation 3.2.2, de la puissance moyenne d'une impulsion laser ($P_o(\lambda)$), de la surface du télescope (A) ainsi que de l'efficacité du système ($\eta(\lambda)$). Cependant pour estimer $\eta(\lambda)$, il est nécessaire de faire un bilan de liaison de tout le système et ainsi connaître la lumière perdue sur le trajet optique depuis le laser jusqu'au système de détection par les différents éléments traversés (miroirs, lentilles, télescope, détecteurs, etc.). Les valeurs usuelles du coefficient d'étalonnage sont $10^4 - 10^6 \text{ W.m}^3$. Par exemple, pour une efficacité du système de 50%, une énergie de 150mJ et un télescope de 10cm de rayon, le coefficient d'étalonnage est de 35.10^4 W.m^3 . Une mesure expérimentale de ce coefficient est complexe et représente un challenge scientifique. De nombreux systèmes lidar ne sont pas étalonnés car des méthodes existent pour l'estimer directement à partir de mesures (cf. méthode « Fernald-Klett », paragraphe 4.1.1). Cependant on peut citer quelques études qui déterminent ce coefficient en visant une cible dure (Menzies and Tratt, 1994), ou bien en mesurant les propriétés optiques des aérosols en un point de la ligne de visée (Marchant et al., 2009) ou encore en pointant un nuage opaque d'altitude (O'Connor et al., 2004). Dans Christen Currie (2004) sont comparées des mesures en laboratoire de ce coefficient avec des estimations à partir d'épaisseurs optiques provenant d'un photomètre solaire. Les résultats de cette étude montrent une différence entre les deux moyens de mesure de 1.27% sur le coefficient d'étalonnage.

En plus du coefficient d'étalonnage, les différents bruits intervenant dans l'équation lidar sont modélisés. Le terme $\varepsilon(z, \lambda)$ est défini comme la somme de cinq contributions liées : au signal, au fond radiatif, à la détection, à la conversion courant/tension, et pour finir à la numérisation.

Le **bruit de signal** correspond à la variance du nombre de photoélectrons dans la porte temporelle (Murty, 1989). Il s'exprime comme étant la somme du bruit quantique (ou bruit de grenaille) et du bruit de tavelure, où P_s est la puissance du signal.

$$B_{\text{signal}} = \sqrt{\frac{Fhc(R_{\text{trans}})^2}{\lambda v \delta t} P_s + \frac{P_s^2 (R_{\text{trans}})^2}{M}} \quad (3.4.1)$$

avec h la constante de Planck, λ la longueur d'onde, v le rendement quantique, δt la durée de la porte, F le facteur de bruit et M le nombre de tavelures. Dans notre cas, le nombre de tavelures est grand donc le bruit de tavelure devient négligeable devant le bruit de grenaille (Rocadenbosch Burillo, 1996; Ravil Agishev, 2006). On peut alors réécrire le bruit du signal :

$$B_{\text{signal}} = \sqrt{2q(R_{\text{trans}})^2 S \cdot F \cdot G \cdot b_p \cdot P_s} \quad (3.4.2)$$

Où $S = \frac{hc}{Gq\lambda v}$ est la sensibilité du détecteur, G son gain et q la charge élémentaire. b_p est la bande passante définie comme $b_p = \frac{1}{2\delta t}$. Nous avons fait le choix de représenter le bruit en Volt.

Le **bruit du fond de ciel** s'exprime de la même façon que le bruit de signal avec un nombre de tavelures infini.

$$B_{\text{fond}} = \sqrt{\frac{Fhc}{\lambda v \delta t} P_f} = \sqrt{2q(R_{\text{trans}})^2 S \cdot F \cdot G \cdot b_p \cdot P_f} \quad (3.4.3)$$

Pour modéliser le bruit de fond de ciel il est nécessaire de simuler la puissance de fond de ciel P_f . La puissance de fond de ciel, P_f , dépend de la luminance du fond $L_f(\lambda)$, de la transmission des optiques

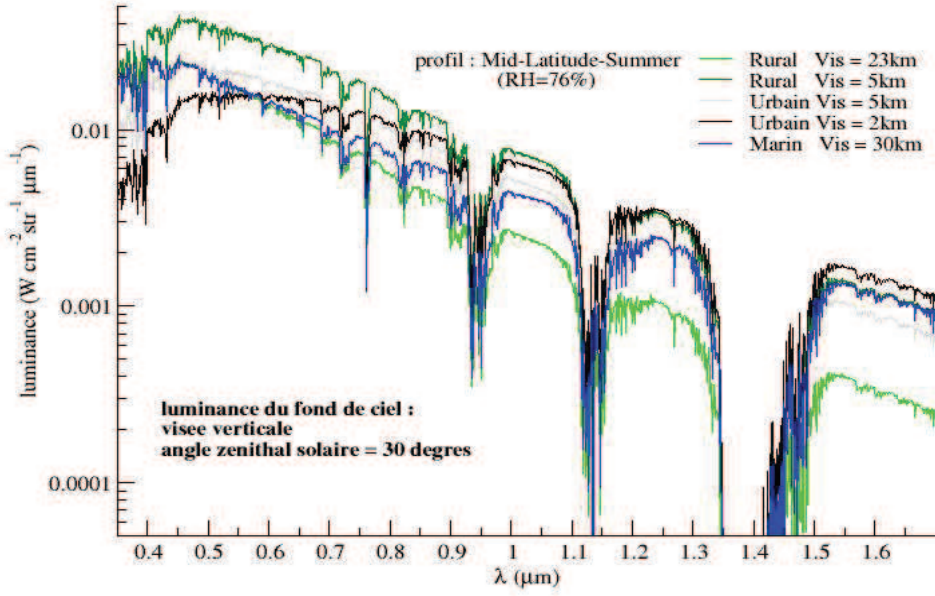


FIGURE 3.4 – Spectre de la luminance de fond de ciel simulée par le code de transfert radiatif Matisse pour différentes atmosphères (urbaine, rurale, maritime) et différentes visibilités (2, 5, 23, 30km).

à la réception $T_r(\lambda)$, du champ de vue du lidar (θ_c), de l'aire du télescope (A), ainsi que de la largeur spectrale du filtre ($\delta\lambda$).

$$P_f = L_f \cdot T_r \cdot \pi A \cdot \theta_c(\delta\lambda) \quad (3.4.4)$$

L'ordre de grandeur de la luminance du fond de ciel est de $0.1 \text{ W.m}^{-2}.\text{sr}^{-1}.\text{nm}^{-1}$ dans le visible (350-800nm) pour un ciel clair. Ainsi pour un télescope de 20cm, une transmission des optiques de réception de 50%, une luminance de fond de $5.10^{-2} \text{ W.m}^{-2}.\text{sr}^{-1}.\text{nm}^{-1}$ et d'un angle de champ de vue de 0.5 mrd on obtient une puissance de fond de ciel de 0.6 nW.nm^{-1} . La puissance de fond de ciel P_f est déterminée à partir de la luminance $L_f(\lambda)$ qui est simulée par le code de transfert radiatif Matisse (Fauqueux et al., 2012). Sur la Figure 3.4, le spectre de cette luminance est représentée considérant une visée verticale et un angle zénithal solaire de 30° . Pour le calcul des contributions moléculaires, le profil standard (Mid-Latitude Summer) est utilisé avec une humidité relative de 76%. Sur cette figure les différents spectres correspondent à des cas de simulation où il est considéré différents types d'aérosols (« Ruraux », « Urbains », « Marins ») et différentes valeurs de visibilité. Ces d'atmosphères choisies permettent de changer les propriétés optiques des aérosols atmosphériques, ainsi la principale différence entre une atmosphère « rural » et « urbain » et liée à la proportion d'aérosols absorbants tels que les suies.

Le **bruit de détection** provient du courant d'obscurité en sortie du détecteur I_{obs} qui génère un bruit dépendant du facteur de bruit F et du gain G du détecteur.

$$B_{\text{detection}} = \sqrt{2q(R_{\text{trans}})^2 I_{\text{obs}} \cdot F \cdot G^2 \cdot b_p} \quad (3.4.5)$$

Ensuite, le **bruit électronique** est issu de la transformation du courant sortant du détecteur en une tension d'entrée pour le Convertisseur Analogique Numérique (CAN). Ce bruit est la somme d'un **bruit thermique** ($\text{var}(P_{\text{ther}})$) et du **bruit du transimpédance** ($\text{var}(P_{\text{trans}})$). Le bruit thermique est lié à la température du détecteur (T) tandis que le bruit du transimpédance dépend du bruit en courant et tension de l'amplificateur, respectivement I_n et E_n ainsi qu'à la résistance de charge (R_c).

$$B_{\text{thermique}} = \sqrt{4k \cdot T \cdot b_p(R_{\text{trans}})} \quad (3.4.6)$$

$$B_{\text{transimpedance}} = E_n \sqrt{b_p} + R_c I_n \sqrt{b_p} \quad (3.4.7)$$

Le bruit total est la somme de tous ces bruits indépendants :

$$B_{\text{total}} = \sqrt{B_{\text{signal}}^2 + B_{\text{fond}}^2 + B_{\text{detection}}^2 + B_{\text{thermique}}^2 + B_{\text{transimpedance}}^2} \quad (3.4.8)$$

La qualité du signal acquis est définie à partir du rapport signal à bruit (SNR : Signal Noise Ratio) qui est le rapport entre la puissance du signal (P_s), le nombre pulse laser N_{tir} et l'écart type de la puissance totale reçue (P_{tot}).

$$\text{SNR} = \sqrt{N_{\text{tir}}} \frac{P_s}{B_{\text{total}}} \quad (3.4.9)$$

Si on prend le cas idéal où $B_{\text{fond}} = B_{\text{detection}} = B_{\text{thermique}} = B_{\text{transimpedance}} = 0$, le nombre de tavelure est infini et le facteur de bruit ainsi que l'efficacité quantique sont égaux à 1, le SNR devient :

$$\text{SNR} = \sqrt{N_{\text{tir}}} \sqrt{\frac{\lambda \delta t P_s}{hc}} \quad (3.4.10)$$

Une préoccupation importante dans le cas du lidar atmosphérique est d'avoir un SNR suffisant. Pour cela il est courant d'accumuler plusieurs tirs lidar N_{tir} , le risque étant de ne plus être sensible aux phénomènes physiques de petites échelles temporelles. Il est possible aussi d'augmenter la porte temporelle cependant la résolution le long de la ligne de visée s'en retrouve diminuée. Enfin on peut agir sur la puissance du signal en augmentant l'énergie en sortie du laser (augmentation de l'émission laser ou de la transmission dans le système), là les limitations sont d'ordre technologiques et pour la sécurité oculaire.

La Figure 3.5(a) donne un ordre de grandeur des différentes contributions au bruit total ainsi que leur variation en fonction de la distance au lidar. Le cas présenté considère une atmosphère urbaine définie et simulée par le modèle OPAC (Hess et al., 1998) pour une visibilité de 5km. Les bruits représentés sont pour une longueur d'onde de 1609nm. La simulation considère un détecteur de type APD (photodiode à avalanche), un fond de ciel de 0.1 W.m^{-2} et une énergie laser de 40mJ. Les paramètres de détection utilisés sont résumés dans la table 3.2. Les différents bruits sont constants en fonction de l'altitude à l'exception du bruit signal. De plus ces bruits constants sont de l'ordre de 10^{-4} V tandis que le bruit de signal varie sur plusieurs ordres de grandeur, de 10^{-2} à 10^{-5} V .

Sur la figure 3.5(b) le rapport signal à bruit est représenté en fonction de la distance au lidar pour 3 longueurs d'onde 800, 1200 et 1609 nm avec le même détecteur cité plus haut. L'énergie du laser utilisée est considérée la même pour ces longueurs d'ondes. Le fond est de 0.1 W.m^{-2} pour les

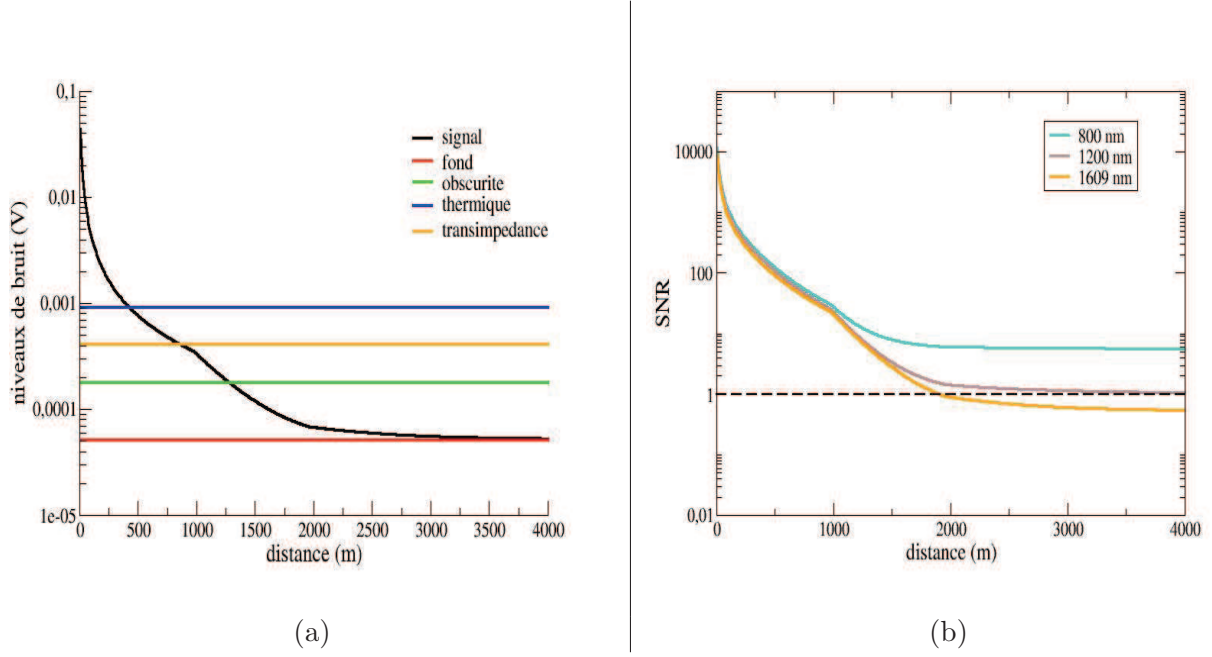


FIGURE 3.5 – Représentation des différents niveaux de bruit à 1609 nm (à gauche) et du SNR (à droite) en fonction de la distance par rapport au lidar pour un détecteur de type APD (photodiode à avalanche). Le bruit de numérisation est nul, $\text{var}(P_{\text{CAN}}) = 0$.

longueurs d'onde 800 et 1609nm et de $0,2\text{W.m}^{-2}$ à 1200nm. La ligne en pointillé signale la valeur $\text{SNR} = 1$, permettant d'identifier la zone dans laquelle le signal est dit « utile », zone où $\text{SNR} > 1$. On voit bien sur ces figures la couches d'aérosols qui contribue majoritairement au signal entre 0 et 1000m d'altitude et le signal moléculaire qui domine au delà. Cela explique les différences de valeurs de SNR entre 1000 et 4000m pour les trois longueurs d'onde représentées sur la figure 3.5(b) car plus la longueur d'onde est grande plus le signal moléculaire est faible impliquant une diminution du SNR.

La table 3.2 répertorie les termes utilisés pour la définition des différents bruits en donnant leur valeur et leur unité. Ces valeurs sont utilisées pour la suite du manuscrit.

Au cours de ce chapitre le simulateur de signaux lidar a été présenté. Il a été montré que ce modèle peut simuler des atmosphères complexes notamment en prenant en compte l'absorption de nombreuses molécules dans un modèle raie par raie ou encore en simulant les propriétés optiques de particules non-sphériques. De plus ce simulateur peut prendre différents type de détecteur (PMT, APD) avec différent mode de détection (analogique, comptage de photon). Ainsi ce simulateur n'est pas seulement limité aux applications de lidar à rétrodiffusion mais peut s'utiliser aussi dans le cas de lidar DIAL par exemple. Ce simulateur a été un point de départ important car il a permis d'utiliser des signaux simulés pour mettre en place des méthodes d'inversion retrouvant les propriétés des aérosols. Ainsi, contrôler les paramètres des aérosols en entrée du simulateur permet d'évaluer les performances des méthodes d'inversion développées. Ces méthodes sont décrites dans le chapitre suivant.

Paramètres	Unités	Valeurs
S : sensibilité	$A.W^{-1}$	0,11
I_{obs} : courant d'obscurité	A	1.10^{-9}
F : facteur de bruit	—	1.0
G : gain	—	1.0
R_{trans} : résistance transimpédance	Ω	2.10^6
b_p : bande passante	Hz	25.10^6
E_n : bruit en tension	$V.Hz^{-1/2}$	83.10^{-9}
I_n : bruit en courant	$A.Hz^{-1/2}$	0.0
R_c : résistance de charge	Ω	100
N_{tir} : nombre de pulse	—	10
c : vitesse de la lumière	$m.s^{-1}$	$2,9987.10^8$
q : charge élémentaire	C	$1,6022.10^{-19}$
h : constante de Planck	J.s	$6,6261.10^{-34}$
k : constante de Boltzmann	$J.K^{-1}$	$1,3807.10^{-23}$
T : température	K	300

TABLE 3.2 – Valeurs des paramètres du détecteur utilisé dans le simulateur de signaux lidar pour obtenir la figure 3.5.

Chapitre 4

Méthodes développées pour l'exploitation des données lidar

Sommaire

4.1	Méthodes usuelles d'inversion	46
4.1.1	Méthode de Klett	46
4.1.2	Extension au cas multispectral	53
4.1.3	Extension de l'inversion au distribution multimodales	66
4.2	Nouvelle approche : optimisation des signaux lidar	71
4.2.1	Description de l'algorithme génétique	71
4.2.2	Résultats préliminaires	73

Le développement de méthodes pour l'exploitation des signaux lidar a été réalisé en deux étapes. Tout d'abord une adaptation à notre étude des méthodes existantes a été menée pour estimer les propriétés microphysiques des aérosols à partir de données multi-spectrale lidar. Dans un deuxième temps un algorithme original basé sur la minimisation de l'écart entre des signaux « expérimentaux » et simulés a été proposé. En menant en parallèle ces deux approches, basées sur des hypothèses complètement différentes, on peut à la fois comparer l'état de l'art avec une méthode originale mais aussi aborder des problématiques telles que l'utilisation de longueurs d'onde dans l'infrarouge ou encore la nécessité d'avoir un instrument étalonné ou pas.

4.1 Méthodes usuelles d'inversion

Usuellement le traitement de données lidar consiste à remonter aux propriétés optiques des aérosols le long de la ligne de visée du milieu traversé par une méthode d'inversion du signal. Pour une atmosphère homogène la méthode de la pente (Kunz and de Leeuw, 1993) permet de déterminer l'extinction et la rétrodiffusion totales de l'atmosphère, on perd donc la résolution le long de la ligne de visée. La méthode de Klett (Klett, 1981) et ses variantes (Fernald, 1984; Klett, 1985) permettent de considérer une atmosphère hétérogène (deux composants : molécules et particules). Cependant deux hypothèses sont nécessaires pour inverser l'équation lidar : connaître le rapport lidar et avoir une condition à la limite. Le rapport lidar lie le coefficient d'extinction au coefficient de rétrodiffusion et donc diminue le nombre d'inconnues dans l'équation tandis que la condition à la limite permet de s'affranchir de la connaissance de la constante d'étalonnage.

Dans un premier temps, une méthode en deux étapes, basée sur l'inversion de signaux lidar, est décrite ci-après. La présentation de la méthode usuelle d'inversion du signal (méthode Fernald-Klett) sera faite (paragraphe 4.1.1) et des tests seront réalisés pour étudier la sensibilité de cette méthode à ses hypothèses ainsi qu'au bruit (paragraphe 4.1.1). Ensuite l'algorithme d'optimisation utilisé pour remonter aux propriétés microphysiques des aérosols à partir de leurs propriétés optiques précédemment obtenues par inversion du signal lidar sera détaillée dans le paragraphe 4.1.2. Cette méthode sera testée dans une chaîne « end to end », en utilisant le simulateur de signaux lidar, pour identifier toutes les sources d'incertitudes ainsi que voir le comportement de cet algorithme aux erreurs aléatoires et systématiques (paragraphe 4.1.2). Pour finir une deuxième méthode, basée sur l'optimisation de signaux simulés, pour retrouver les propriétés microphysiques des aérosols sera décrite et testée dans le paragraphe 4.2.

4.1.1 Méthode de Klett

Description de la méthode

Si on considère la fonction de recouvrement $G(z) = 1$ ce qui est le cas au bout d'une centaine de mètre (cela dépend de la configuration de l'instrument), l'équation lidar s'écrit sous la forme générale (chapitre 3.2) :

$$P(z, \lambda) = \frac{K(\lambda)}{z^2} \beta(z, \lambda) \exp \left[-2 \int_0^z \alpha(z', \lambda) dz' \right] \quad (4.1.1)$$

Fernald (1984) et Klett (1985) ont proposé une résolution de cette équation en faisant l'hypothèse que $\alpha(z, \lambda)$ et $\beta(z, \lambda)$ sont liés par le rapport lidar $LR(\lambda) = \frac{\alpha(z, \lambda)}{\beta(z, \lambda)}$ constant en fonction de l'altitude et supposé connu. Par la suite la longueur d'onde est omise dans les équations pour plus de clarté. Ainsi la transmission aller-retour s'exprime en fonction de ce rapport de la façon suivante :

$$T(z) = \exp \left[-2 \int_0^z \alpha(z') dz' \right] = \exp \left[-2 (LR) \int_0^z \beta(z') dz' \right] \quad (4.1.2)$$

Si on prend le logarithme de l'équation 4.1.2 et qu'on la dérive par rapport à z , on obtient :

$$\beta(z) = -\frac{1}{2(\text{LR})T(z)} \frac{dT(z)}{dz} \quad (4.1.3)$$

En remplaçant $\beta(z)$ dans l'équation lidar 4.1.1 cité plus haut on a :

$$P(z) = -\frac{K(\lambda)}{2(\text{LR})z^2} \frac{dT(z)}{dz} \quad (4.1.4)$$

En intégrant cette équation on obtient :

$$T(z) = \left(1 - \frac{2(\text{LR})}{K} \int_0^z P(z') z'^2 dz'\right)^{-1} \quad (4.1.5)$$

Donc en remplaçant $T(z)$ dans l'équation lidar 4.1.1 et en isolant $\beta(z)$ on obtient la solution, dite de Fernald-Klett, suivante :

$$\beta(z) = \frac{P(z)z^2}{K} \left(1 - \frac{2(\text{LR})}{K} \int_0^z P(z') z'^2 dz'\right)^{-1} \quad (4.1.6)$$

Une solution analogue à celle qui vient d'être présentée est trouvée lorsqu'on considère l'équation lidar comme étant la contribution de deux diffuseurs distincts, les aérosols (notés par un indice p) et les molécules (notées par un indice m). Alors l'équation lidar devient :

$$P(z, \lambda) = \frac{K(\lambda)}{z^2} [\beta_m(z, \lambda) + \beta_p(z, \lambda)] T_m(z) T_p(z) \quad (4.1.7)$$

En faisant la même démarche que celle décrite plus haut on obtient assez facilement la solution suivante :

$$\beta_p(z) = \frac{P(z)z^2}{K} \exp \left[-2(\text{LR}_m) \int_0^z \beta_m(z') dz' \right] \left(1 - \frac{2(\text{LR})}{K} \int_0^z P(z') z'^2 dz'\right)^{-1} - \beta_m(z) \quad (4.1.8)$$

On peut réécrire cette équation de la façon qui suit :

$$\beta_p(z) = \frac{P(z)z^2 \exp \left[-2(\text{LR} - \text{LR}_m) \int_0^z \beta_m(z') dz' \right]}{K - 2((\text{LR}) \int_0^z P(z') z'^2 dz' \exp \left[-2(\text{LR} - \text{LR}_m) \int_0^{z'} \beta_m(z'') dz'' \right] dz'} - \beta_m(z) \quad (4.1.9)$$

Ici LR_m est le rapport entre l'extinction et la rétrodiffusion moléculaire. Ce rapport est constant et est égal à $\text{LR}_m = \frac{8\pi}{3}$.

Pour s'affranchir de l'étalonnage absolu de l'instrument il est nécessaire d'apporter de l'information *a priori*. La première solution consiste à spécifier, à une altitude de référence z_r , la valeur de $\alpha(z_r)$ ou $\beta(z_r)$. Si on choisit une altitude de référence où il n'y a plus d'aérosols, la transmission atmosphérique entre z_0 et z_r se simplifie dans l'équation 4.1.9 et devient dans sa forme stable, dite « backward » (Fernald, 1984; Rocadenbosch and Comerón, 1999) :

$$\beta_p(z) = \frac{P(z)z^2 \exp \left[2(\text{LR} - \text{LR}_m) \int_z^{z_r} \beta_m(z') dz' \right]}{\frac{P(z_r)z_r^2}{\beta_p(z_r) + \beta_m(z_r)} + 2((\text{LR}) \int_z^{z_r} P(z') z'^2 dz' \exp \left[2(\text{LR} - \text{LR}_m) \int_z^{z_r} \beta_m(z'') dz'' \right] dz'} - \beta_m(z) \quad (4.1.10)$$

La deuxième solution utilise comme information *a priori* l'épaisseur optique des aérosols (AOD), qui peut être fournie de façon assez précise par les photomètres solaires et une altitude, z_{ref} où il n'y a plus d'aérosols. De cette manière on calcule directement la constante d'étalonnage comme ci dessous :

$$K(\lambda) = \frac{P(z_{ref})z_r^2}{\beta_m \exp(-2\text{AOD}) \exp \left[-2 \int_{z_0}^{z_r} \beta_m(z') dz' \right]} \quad (4.1.11)$$

On en déduit le coefficient de rétrodiffusion, $\beta_P(Z)$ à partir de l'équation 4.1.9 et $\alpha_P(Z)$ à partir du rapport lidar (LR).

Tests de sensibilité

Les principales limites de l'inversion de Klett viennent de l'incertitude sur les informations *a priori*. Notamment le rapport lidar est une propriété intrinsèque des aérosols traversés dont on cherche la nature. Cependant lorsqu'on regarde les études statistiques menées sur l'occurrence des valeurs du rapport lidar dans les stations du réseau EARLINET (He et al. (2006)), on s'aperçoit que la variabilité de ce paramètre est faible. Ainsi dans un cas de mesure d'aérosols de fond l'indice de confiance sur ce paramètre peut être bon (voir table 2.8). Exemple de valeurs mesurées par lidar Raman (Müller et al., 2007), aérosols marin : 23 ± 3 (Atlantique Nord) et 23 ± 5 (océan Indien). Cela devient plus difficile lorsqu'il y a un épisode de pollution, de nuage de poussières désertiques, de soulèvement de pollen etc. De même connaître le coefficient d'extinction ou de rétrodiffusion en un point de la ligne de visée peut s'avérer difficile surtout pour les longueurs d'onde dans le proche infrarouge (NIR : $0,75\text{-}1,4 \mu\text{m}$) et le (SWIR : $1.4\text{-}3.0 \mu\text{m}$) où il est difficile d'atteindre une altitude dominée par le signal moléculaire car le SNR est moins favorable. Il est alors nécessaire d'évaluer l'impact de l'incertitude de ces informations *a priori* sur la performance de la méthode.

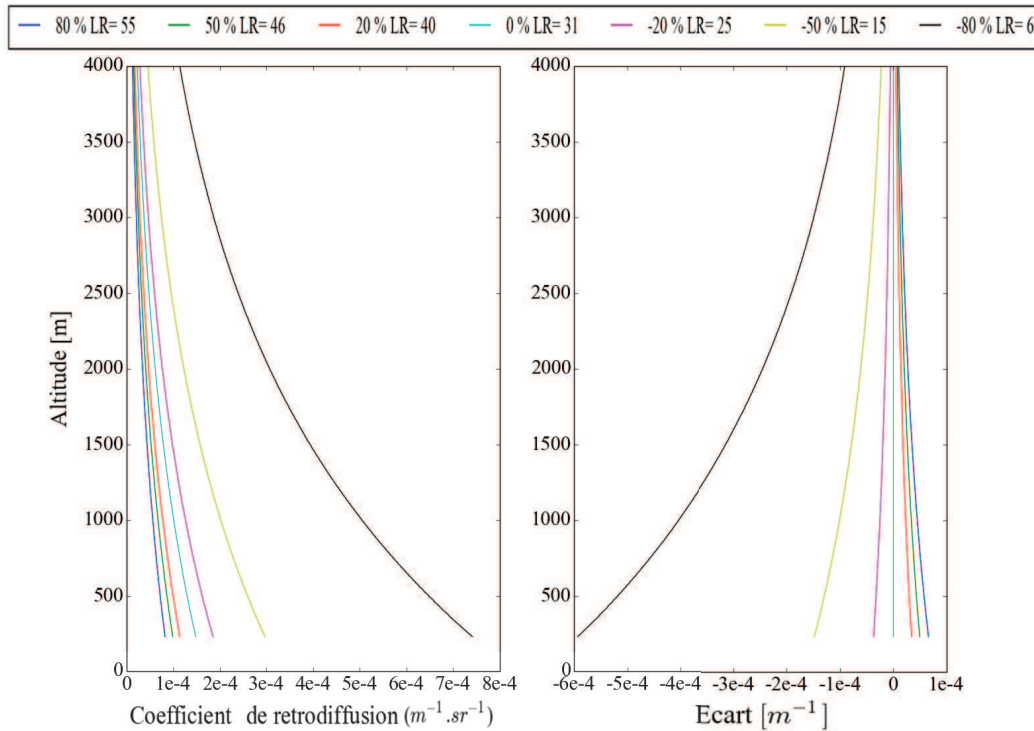


FIGURE 4.1 – Le graphique de gauche représente l'impact d'une erreur ajoutée au rapport lidar (LR) sur le profil du coefficient de rétrodiffusion. À droite sont tracés les écarts entre le profil du coefficient de rétrodiffusion simulé et celui inversé avec un rapport lidar erroné.

Une étude de sensibilité de l'inversion aux hypothèses faites est présentée sur les figures 4.1, 4.2, 4.3. Les signaux sont simulés à la longueur d'onde 808nm. On considère une population d'aérosols mono-modale hydrosoluble avec une décroissance exponentielle ($H=8\text{km}$) du nombre de particules en fonction de l'altitude. Les paramètres de la fonction de distribution de la population d'aérosols au niveau du sol sont $N = 500\text{part.cm}^{-3}$, $R_{\text{mod}} = 0.5\mu\text{m}$ et $\sigma = 1.4$. En utilisant notre simulateur (chapitre 3), les coefficients d'extinction et de rétrodiffusion que l'on cherche à retrouver sont parfaitement connus (courbes turquoises sur les figures 4.1, 4.2, 4.3), par la suite ils seront appelés « vrais ». Chaque figure montre les coefficients optiques inversés en fonction de l'altitude (figure de gauche) ainsi que la différence entre la valeur de ces coefficients (X_{inv}) et les coefficients « vrais » (X_{vrai}) (figure de

droite). $\text{Ecart} = X_{\text{inv}} - X_{\text{vrai}}$.

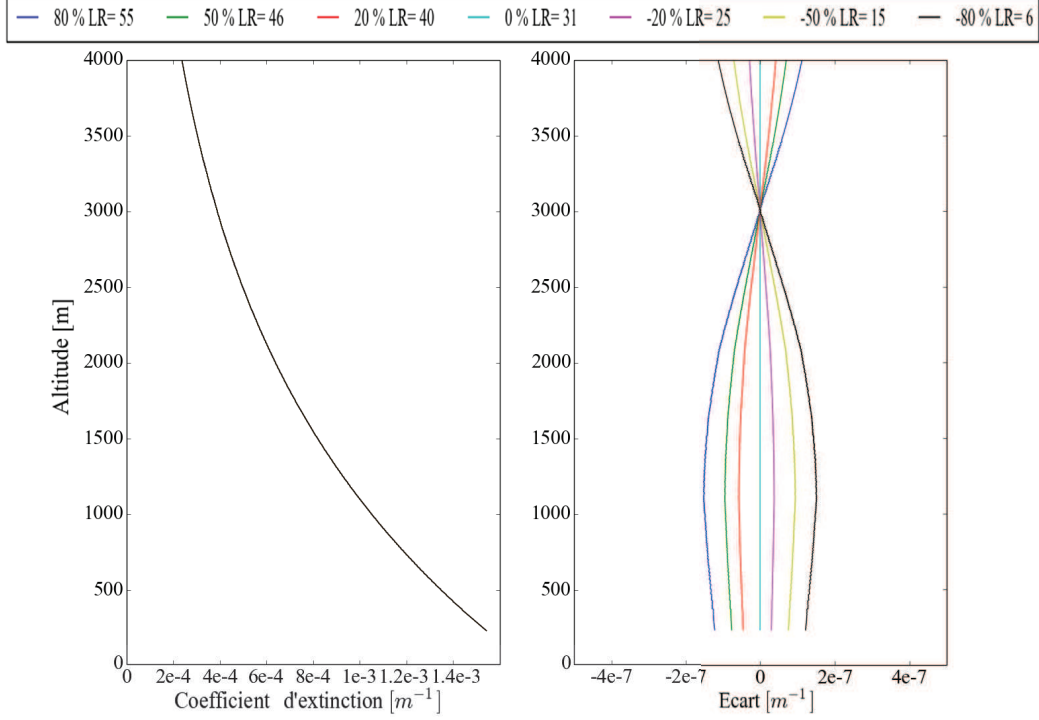


FIGURE 4.2 – Le graphique de gauche représente l'impact d'une erreur ajoutée au rapport lidar (LR) sur le profil du coefficient d'extinction. À droite sont tracés les écarts entre le profil du coefficient d'extinction simulé et celui inversé avec un rapport lidar erroné.

Pour le premier test, les inversions sont faites en considérant, une erreur (X) ajoutée au rapport lidar « vrai » ($LR_{\text{err}} = LR_{\text{vrai}} \pm X\% \cdot LR_{\text{vrai}}$), un signal non bruité et une condition à la limite parfaitement connue (figures 4.1 et 4.2). Ainsi une erreur de +80% ($LR_{\text{err}} = 55\text{sr}$) augmente d'un facteur 1.8 le rapport lidar « vrai » ($LR_{\text{vrai}} = 31\text{sr}$) alors qu'une erreur de -80% le diminue d'un facteur 5 ($LR_{\text{err}} = 6\text{sr}$). Cela se voit sur la figure 4.1 où les coefficients de rétrodiffusion inversés pour des erreurs de -80%, -50%, -20%, +20%, +50%, +80% ne sont pas symétriques par rapport aux coefficients de rétrodiffusion retrouvés sans erreur (courbe bleu turquoise). À l'inverse, comme les coefficients d'extinction sont retrouvés à partir du coefficient de rétrodiffusion et du rapport lidar, les résultats de l'inversion sont symétriques par rapport aux résultats de l'inversion sans erreur sur le rapport lidar (courbe bleu turquoise). Sur la figure 4.2 tous les coefficients d'extinction sont égaux à 3000m d'altitude car c'est là que la condition à la limite est choisie pour ces simulations.

Les valeurs de rapport lidar, que l'on retrouve dans la littérature, mesurées par lidar Raman, lors de diverses campagnes de mesures (poussière désertiques, urbain, Arctique, feux de forêt, etc.) varient de 65 à 23 sr (Müller et al., 2007). On voit donc que même en considérant différents types d'aérosols la variabilité naturelle de ce paramètre n'est pas aussi grande que celle présentée sur la figure 4.1. Les cas simulés « -20% » et « +20% » représentent bien l'erreur que l'on pourrait commettre sur le rapport lidar sans apport d'information *a priori* supplémentaire (Pappalardo et al., 2004). Dans ces cas là, une erreur maximale de 20% est commise en début de ligne de visée sur le coefficient de rétrodiffusion. Par contre, le rapport lidar a une faible incidence sur les coefficients d'extinction retrouvés. En effet pour des coefficients d'extinction « vrais » de l'ordre de 1.10^{-3}m^{-1} on obtient un écart avec les inversions inférieur à 2.10^{-7}m^{-1} . En effet une erreur positive sur le rapport lidar induit une réduction

du coefficient de rétrodiffusion et comme le coefficient d'extinction est reconstruit par le produit du rapport lidar et du coefficient de rétrodiffusion erronés, l'erreur s'en trouve réduite sur ce dernier.

Ce test présenté ici prend une condition à la limite dans une zone où il y a des aérosols (3000m) ce qui implique les résultats observés. Cependant l'impact du rapport lidar sur l'inversion dans le cas d'une condition à la limite dans une zone propre a largement été discuté dans la communauté scientifique. Avec cette condition à la limite plus représentative des hypothèses faites en pratique les résultats sont opposés. En effet une erreur sur le rapport lidar a une influence plus forte sur le coefficient d'extinction que sur le coefficient de rétrodiffusion (Rocadenbosch and Comerón, 1999). Les différences entre ces études proviennent du fait que lorsque la condition à la limite est prise à 3000m sur le coefficient d'extinction, on retrouve le coefficient de rétrodiffusion à partir de la condition à la limite et du rapport lidar erroné. Cela implique une erreur supplémentaire. Le test présenté ici cumule donc une erreur sur le rapport lidar et sur la condition à la limite.

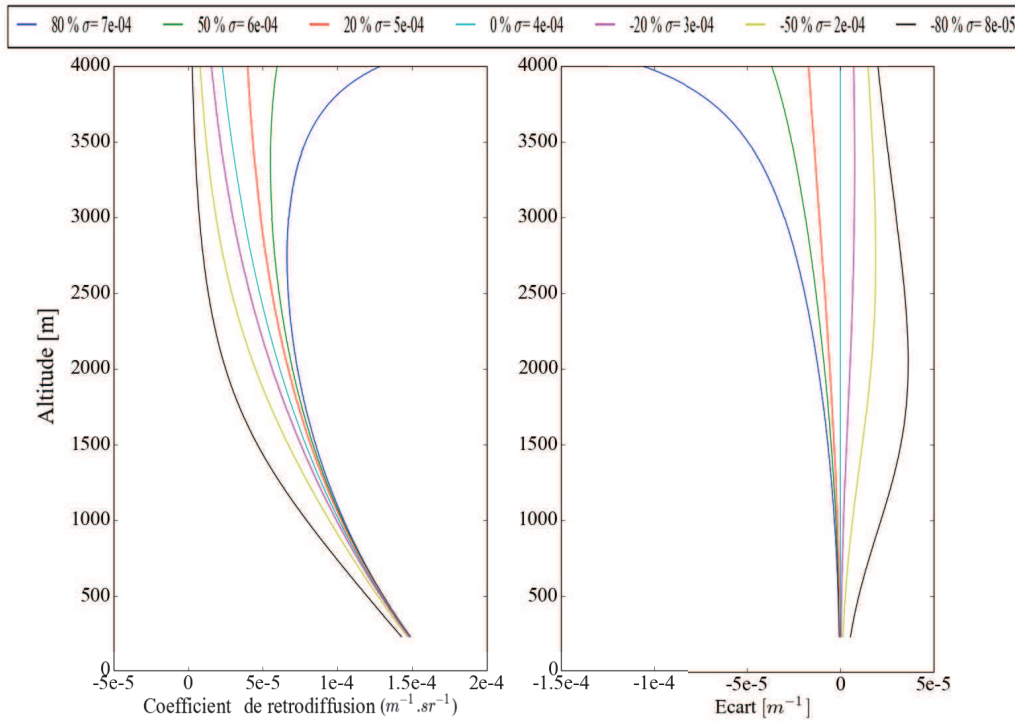


FIGURE 4.3 – Le graphique de gauche représente l'impact d'une erreur ajoutée à la condition à la limite sur le profil du coefficient de rétrodiffusion. À droite sont tracés les écarts entre le profil du coefficient de rétrodiffusion « vrai » et celui inversé avec un coefficient d'extinction à l'altitude de référence de 3000 mètres erroné.

Le deuxième test consiste à inverser les mêmes signaux que précédemment en considérant cette fois-ci une erreur sur la condition à la limite. La condition à la limite est la somme de l'extinction moléculaire et particulaire à une altitude de référence (z_{ref}). La valeur « vraie » du coefficient d'extinction à 3000 m est de $4.10^{-4} m^{-1}$. Six inversions ont été réalisées pour des valeurs de ce coefficient de : 7.10^{-4} , 6.10^{-4} , 5.10^{-4} , 3.10^{-4} , 2.10^{-4} , $8.10^{-5} m^{-1}$. Les résultats des coefficients de rétrodiffusion retrouvés sont sur la figure 4.3, tandis que ceux obtenus pour les coefficients d'extinction ne sont pas présentés car ils sont similaires à ceux de la figure 4.3. L'erreur introduite sur les coefficients de rétrodiffusion retrouvés est faible ($< 5\%$) en début de ligne de visée (loin de l'altitude de référence choisie), tandis qu'elle augmente plus on monte en altitude pouvant atteindre 50% à 4000 mètres pour une erreur ajoutée de +80%. La solution trouvée, pour ce cas simulé, diverge au dessus de 3000 mètres

lorsqu'un facteur 5 est introduit entre la condition à la limite « vraie » et celle utilisée pour l'inversion. En effet on sait que la condition à la limite doit être prise le plus loin possible car la propagation d'erreur s'amplifie au delà alors qu'elle est contrôlée en deçà (Bissonnette, 1986).

Lorsqu'une zone propre, sans aérosols, est atteinte, souvent au dessus de la couche limite, la condition à la limite devient le coefficient d'extinction des molécules à cette altitude. Ce coefficient peut être déduit de profils atmosphériques en pression et température issus d'un radiosondage ou d'une prévision météorologique. L'erreur alors commise sur ce coefficient est assez faible (15%). Bissonnette (1986) a montré qu'une condition choisie en bout de ligne de visée était plus stable qu'une solution en début de ligne. De plus, Knauss (1982) a montré qu'une surestimation de cette condition est préférable à une sous estimation.

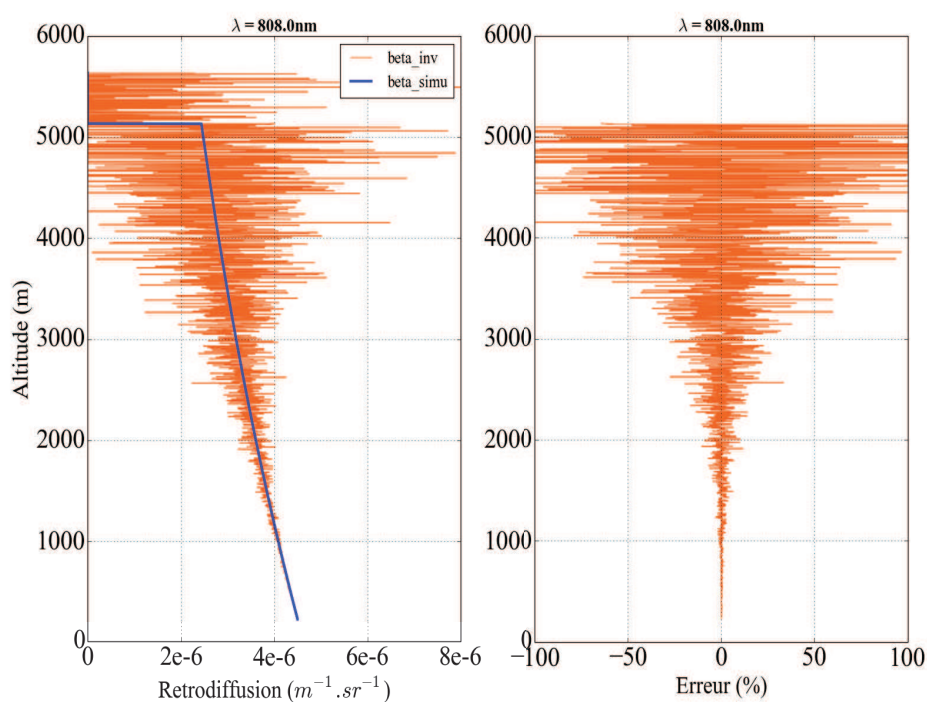


FIGURE 4.4 – Profil des coefficients de rétrodiffusion des aérosols inversé (courbe orange) à partir d'un signal bruité à 808nm. Le profil des coefficients de rétrodiffusion des aérosols utilisé dans le simulateur de signaux lidar est tracé en trait plein bleu. La condition à la limite est prise à 5300m. Sur le graphique de gauche est représentée l'erreur entre ces deux profils.

Le dernier test réalisé porte sur la sensibilité de notre schéma d'inversion aux signaux bruités (cf figure 4.4). Pour cela le simulateur de signaux lidar a été utilisé avec le même détecteur que celui défini dans la table 3.2, une énergie de 20mJ pour une longueur d'onde de 808nm, sans fond solaire, en considérant une population bimodale d'aérosols définie dans la table 4.1. On choisit de prendre une condition à la limite à 5300m, où il n'y a plus d'aérosols et l'on suppose cette condition parfaitement connue. De même le rapport lidar est supposé connu. Le SNR du signal utilisé est de 110 à 1000m, 6,4 à 3000m et 0,02 à 5000m. Ici aucun filtre n'est utilisé ni sur le signal ni sur les coefficients optiques inversés. Le coefficient d'extinction étant retrouvé à partir de coefficient de rétrodiffusion et du rapport lidar on ne présentera les résultats que sur le coefficient de rétrodiffusion.

On voit sur la figure 4.4 que le coefficients de rétrodiffusion inversé suit bien le coefficient introduit

Type	Nombre particules ($part.cm^{-3}$)	Rayon modal (μm)	σ ($-$)
hydrosoluble	6.0	0,5	1,5
insoluble	4.0	2.0	1,5

TABLE 4.1 – Paramètres des deux fonctions de distribution utilisées pour obtenir les figures 4.4 et 4.5.

dans le simulateur de signaux lidar. Cependant le bruit propagé par le signal bruité implique une distance entre les coefficients inversés et simulés pouvant être grande quand le SNR devient faible. Entre 0 et 3000m ($SNR_{3000} = 6,4$) l'erreur introduite est inférieure à $\pm 25\%$ alors que cette erreur devient supérieure à $\pm 100\%$ au dessus de 4000m où le SNR est de 2,5. Lorsque l'on utilise un filtre, par exemple de type médian, ou que l'on moyenne spatialement les coefficients retrouvés on diminue grandement l'erreur commise. La bande passante étant de $25.10^6 Hz$ ($b_p = \frac{1}{2\delta t}$) alors la résolution (δr) le long de la ligne de visée est de $\delta r = \frac{c\delta t}{2} = 3m$. Ainsi une fenêtre verticale de 50 points du signal lidar correspond à 150m. La figure 4.5 montre le profil des coefficients de rétrodiffusion inversé puis filtré par un filtre médian en prenant une fenêtre verticale de 150m. On voit alors que l'erreur commise est inférieure à 1% entre 0 et 2000m, inférieure à 5% jusqu'à 3000m, inférieure à 8% jusqu'à 4000m, de 15% entre 4000m et 5000m, de l'ordre de 30% au delà.

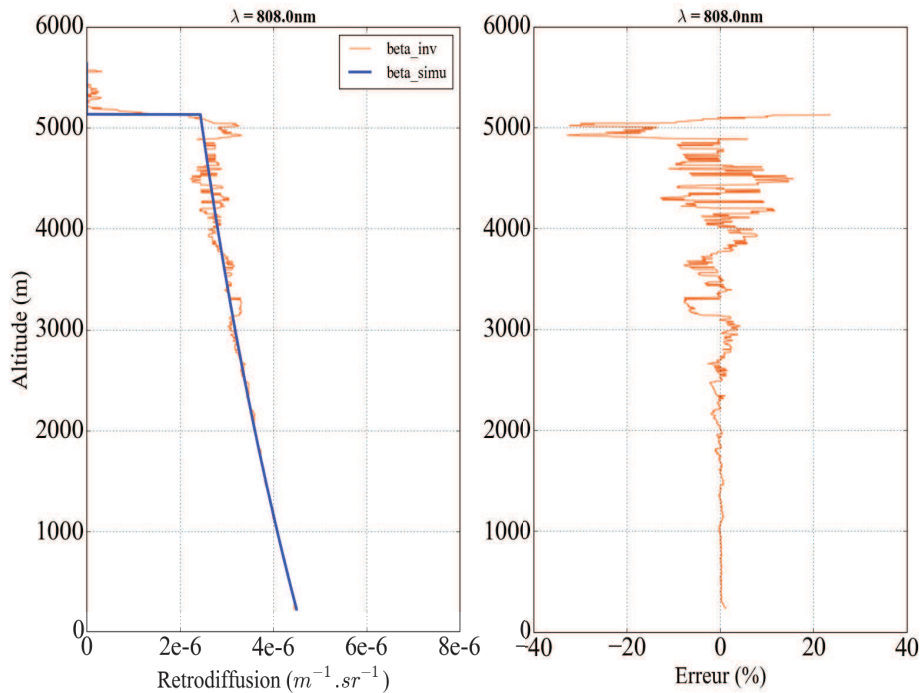


FIGURE 4.5 – Profil du coefficient de rétrodiffusion des aérosols inversé puis filtré (courbe orange) à partir d'un signal bruité à 808nm. Le profil des coefficients de rétrodiffusion des aérosols utilisé dans le simulateur de signaux lidar est tracé en trait plein bleu. La condition à la limite est prise à 5300m. Sur le graphique de gauche est représenté l'erreur entre ces deux profils. Un filtre médian est utilisé avec une fenêtre verticale de 150m.

Les résultats présentés dans ces tests de sensibilité sont déjà largement discutés dans la littérature. Cependant, ils permettent de valider étape par étape nos méthodes tout en fixant les idées sur l'impact

des hypothèses faites et du bruit du signal sur les propriétés optiques retrouvées. Notamment, on voit qu'un signal fortement bruité ou qu'un biais sur la condition à la limite peuvent générer des erreurs importantes sur les coefficients optiques inversés.

4.1.2 Extension au cas multispectral

Une fois les coefficients de rétrodiffusion et d'extinction retrouvés par la méthode de Klett, on cherche la fonction de distribution qui décrit la population des aérosols rencontrés. Müller and Quenzel (1985) ont décrit ce problème et ont montré qu'il est possible de retrouver la fonction de distribution des aérosols à partir d'un jeu de données simulé de coefficients optiques à 4 longueurs d'onde. Pour cela l'inversion est réalisée par une technique de recherche des solutions par minimisation aléatoire de la moyenne quadratique de l'écart entre les propriétés optiques mesurées et simulées. Des améliorations ont été apportées en introduisant des contraintes. Ainsi différentes techniques de régularisation ont été proposées (Böckmann et al., 1998; Böckmann, 2001; Veselovskii et al., 2002; Böckmann et al., 2005; Veselovskii et al., 2005). En plus de la fonction de distribution, certains de ces algorithmes proposent une estimation de l'indice de réfraction des aérosols. Dans la continuité de ces études, une analyse de sensibilité de ce problème a été réalisée dans Pérez-Ramírez et al. (2013). Notamment les effets d'erreurs systématiques et aléatoires sur la fonction de distribution retrouvée et les propriétés microphysiques qui en découlent ont été quantifiés. Dans ce paragraphe nous allons décrire la méthode qui a été développée au cours de cette thèse pour traiter ce problème inverse et l'intégration de cette méthode dans une chaîne complète de simulation. En effet à l'aide du simulateur de signaux lidar décrit dans le chapitre 3 on peut contrôler les propriétés des aérosols afin de quantifier la précision de notre méthode et de gérer les bruits pour évaluer sa sensibilité et sa stabilité.

Description de la méthode

Le problème inverse pour retrouver la répartition en taille des aérosols est exprimé sous la forme d'équations intégrales de Fredholm. Pour les coefficients d'extinction et de rétrodiffusion, elles s'expriment comme :

$$\alpha_i = \int_0^\infty f(r) \sigma_{\text{ext}}(m, \lambda_i, r) dr = \int_0^\infty f(r) K_\alpha(m, \lambda_i, r) dr \quad (4.1.12)$$

$$\beta_i = \int_0^\infty f(r) \sigma_{\text{diff}}(m, \lambda_i, r) p(\theta = 0, \phi = \pi) dr = \int_0^\infty f(r) K_\beta(m, \lambda_i, r) dr \quad (4.1.13)$$

Dans cette équation $f(r)$ représente la fonction de distribution que l'on cherche à retrouver. σ est la section efficace d'extinction ou de diffusion et dépend donc de l'indice m , du rayon et de la longueur d'onde. De même p est la fonction de phase à 180° . Le problème s'écrit de façon plus générale sous la forme :

$$g_k(\lambda_i) = \int_{R_{\min}}^{R_{\max}} f(r) K_k(m, \lambda_i, r) dr \quad (4.1.14)$$

Ici k correspond à α et/ou β , et les fonctions g_k sont les propriétés optiques. Les fonctions K_k sont les noyaux des fonctions d'extinction et rétrodiffusion. Ils sont calculés par la théorie de Mie pour des particules sphériques. R_{\min} et R_{\max} sont donc les bornes de l'intervalle d'intégration.

On décompose la fonction de distribution $f(r)$ comme une combinaison linéaire de M fonctions notées S_j où chaque fonction se voit attribuer un poids associé (C_j).

$$f(r) = f^*(r) + \epsilon = \sum_{j=1}^M C_j S_j(r) + \epsilon \quad (4.1.15)$$

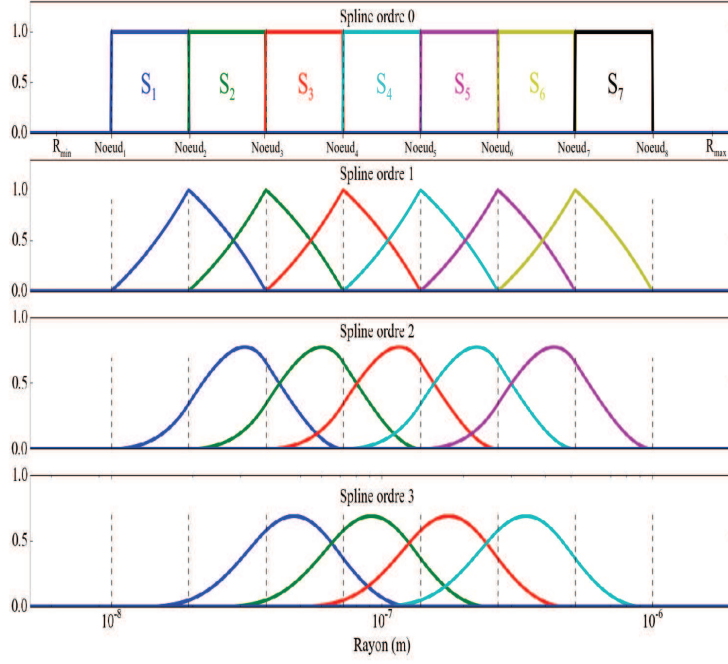


FIGURE 4.6 – Décomposition de l'intervalle des rayons recherchés en spline d'ordres différents.

$f^*(r)$ est la solution approchée de l'équation 4.1.15 et ϵ est l'erreur d'approximation. On prend pour S_j des fonctions B-spline dont on choisit l'ordre. L'ordre 0 nous donnera des fonctions rectangulaires, tandis qu'une fonction B-spline cubique (ordre 3) permet d'avoir une fonction continument dérivable sur l'intervalle $[R_{\min}, R_{\max}]$. Chaque fonction est définie entre un nœud minimal et un nœud maximal et les points r_j où la fonction est calculée sont équidistants dans l'intervalle. La figure 4.6 illustre cela où le nombre de splines dépend du nombre de nœuds choisis dans l'algorithme et de l'ordre des splines par la relation : $M = N_{\text{nœud}} - (\text{Ordre} + 1)$. Dans cet exemple il y a 8 nœuds donc il y a $8 - (3 + 1) = 4$ splines cubiques. Le nombre M de fonctions spline choisies pour décrire la fonction de distribution est un élément important de l'inversion et de sa stabilité. Par défaut ce nombre est choisi égal au nombre de propriétés optiques mesurées, c'est à dire égale à la taille du vecteur g_k , comme proposé par Veselovskii et al. (2002). On définit $[N_{\min}, N_{\max}]$ comme étant l'intervalle des rayons entre le premier nœud et le dernier nœud. Dans l'exemple de la figure 4.6 le couple $[R_{\min}, R_{\max}]$ est choisi éloigné du couple $[N_{\min}, N_{\max}]$ pour plus de clarté, mais en pratique ces paramètres sont choisis très proches afin que les fonctions B-splines couvrent bien tout l'intervalle.

À partir des équations précédentes les propriétés optiques g_k peuvent s'écrire sous la forme d'une combinaison linéaire :

$$g_k(\lambda_i) = \sum_{j=1}^M A_{kj}(\lambda_i, m) C_j + \epsilon^*(\lambda_i, m) \quad (4.1.16)$$

où A_{kj} et ϵ^* sont calculés à partir du noyau des propriétés optiques, des fonction splines et des erreurs de la façon suivante :

$$A_{kj}(\lambda_i, m) = \int_{Rmin}^{Rmax} K_k(\lambda_i, m, r) S_j(r) dr \quad (4.1.17)$$

$$\epsilon^*(\lambda_i, m) = \int_{Rmin}^{Rmax} K_k(\lambda_i, m, r) \epsilon(r) dr \quad (4.1.18)$$

$$j \in [1, M], k \in [1, N].$$

On peut réécrire le système d'équation linéaire 4.1.16 sous forme matricielle :

$$\mathbf{g} = \mathbf{AC} + \boldsymbol{\epsilon}^* \quad (4.1.19)$$

Ainsi \mathbf{g} devient le vecteur des propriétés optiques, \mathbf{A} la matrice poids, $\boldsymbol{\epsilon}$ le vecteur des erreurs et \mathbf{C} les coefficients poids que l'on cherche à retrouver. Pour N mesures d'extinction et de rétrodiffusion, le vecteur des propriétés optiques s'écrit :

$$\mathbf{g} = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_s \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_t \end{bmatrix} ; N = s + t \quad (4.1.20)$$

La solution de l'équation 4.1.19 est obtenue en minimisant la norme :

$$\|\mathbf{AC} - \mathbf{g}\|^2 \quad (4.1.21)$$

Cependant ce problème inverse est « mal conditionné » et la solution est souvent instable. Cela provient du faible nombre de mesures d'extinction et de rétrodiffusion disponibles par un lidar et de leurs précisions (Veselovskii et al., 2002). Il est donc impossible de reconstruire la solution exacte. Pour palier à cette instabilité, des régularisations sont nécessaires. Amato et al. (1995); Carfora et al. (1998) comparent différentes méthodes numériques pour résoudre ce problème mal conditionné : contrainte des moindres carrés, la décomposition en valeur singulière tronquée (TSVD), les itérations Landweber, et la plus populaire la régularisation Tikhonov (Tikhonov and Arsenin, 1977). Notamment cette dernière régularisation, utilisée avec des fonctions B-splines d'ordre 2, est détaillée dans Müller et al. (1999a) puis testée dans la suite de l'article Müller et al. (1999b) sur de nombreuses simulations. Pour la première fois le cas d'un indice de réfraction inconnu est traité. On peut aussi citer la méthode décrite dans Böckmann (2001) qui utilise la décomposition TSVD et des fonctions B-splines d'ordres variables.

Dans notre démarche, la première contrainte vient de la discrétisation de l'intervalle de recherche (Équation 4.1.15) en un nombre fini de fonctions B-splines d'ordres variables. Ensuite on utilise la méthode dite des moindres carrés pour minimiser la norme $\|\mathbf{AC} - \mathbf{g}\|^2$, ainsi qu'une contrainte de positivité sur les coefficients du vecteur \mathbf{C} . Pour cela l'algorithme des moindres carrés positifs (Non Negative Least Square (NNLS)) proposé par Lawson and Hanson (1995) est utilisé. Dans cette formulation, notre méthode peut retrouver des distributions multi-modales, cependant l'indice de réfraction doit être connu et le même pour tous les modes.

Dans la littérature, peu d'études de sensibilité sur les méthodes citées précédemment, sont faites. Müller et al. (1999a,b) et (Veselovskii et al., 2002, 2004) ont réalisé des études préliminaires de sensibilité de leur algorithme lorsque des erreurs aléatoires étaient ajoutées aux propriétés optiques. Cependant les systèmes lidar ainsi que l'inversion du signal étant complexes, des erreurs systématiques

et aléatoires se côtoient. Pour palier ce manque, Pérez-Ramírez et al. (2013) ont quantifié la précision obtenue sur les propriétés microphysiques lorsque des erreurs aléatoires et systématiques sont ajoutées sur un des coefficients optiques d'un jeu usuel à trois longueurs d'onde. Les sources des erreurs sur les coefficients sont multiples (bruit signal, inversion, etc.) nous proposons donc une approche de simulation « end to end » afin d'identifier ces différentes sources d'erreurs et d'estimer leurs impacts sur les propriétés microphysiques retrouvées par notre algorithme. Le paragraphe suivant présentera plusieurs études de sensibilité s'inscrivant dans cette approche de simulation « end to end ».

Études de sensibilité

Tout d'abord on cherche à quantifier l'erreur « d'inversion » c'est-à-dire sans bruits ni biais ajoutés. Pour cela on utilise comme données d'entrée du problème les coefficients d'extinction et de rétrodiffusion calculés à partir d'une distribution mono-modale d'aérosols hydrosolubles ($N=60$ part. cm^{-3} , $R_{\text{mod}} = 0,5\mu\text{m}$, $\sigma = 1,7$). Cela nous permet de nous affranchir de la première inversion de Klett. Le jeu de données utilisé est dit « $3\beta + 3\alpha$ », c'est à dire 3 coefficients de rétrodiffusion (355, 532, 1064 nm) et 3 coefficient d'extinction (355, 532, 1064 nm). Ce sont les trois longueurs d'onde couramment utilisées par les systèmes lidar multispectraux. Les paramètres de l'inversion sont les suivants : l'ordre des fonctions B-splines est 4 (B-splines cubiques), l'intervalle de recherche est $[R_{\text{min}}; R_{\text{max}}] = [N_{\text{min}}; N_{\text{max}}] = [5.10^{-9}\text{m}; 1.10^{-6}\text{m}]$ et cet intervalle est discrétisé en 1000 rayons où sont calculés les fonctions splines $S_j(r)$ et le noyau des propriétés optiques $K_k(m, \lambda, r)$. Ici l'indice de réfraction est supposé connu. Discrétiser l'intervalle de recherche en un nombre plus grand n'est pas nécessaire car la précision obtenue sur le nombre de particules lorsque l'on intègre la fonction de distribution est déjà très bonne.

L'inversion est sensible au choix de l'intervalle de recherche. Pour déterminer cet intervalle plusieurs couples de valeurs de N_{min} et N_{max} sont tirés aléatoirement, respectivement autour de 1.10^{-8}m et 1.10^{-5}m . Les fonctions de distribution retrouvées sont ensuite moyennées. Le couple N_{min} et N_{max} retenu correspond à la distribution la plus proche de la distribution moyenne. Une technique assez proche est utilisée dans Veselovskii et al. (2002, 2004).

12 inversions ont été réalisées en augmentant le nombre de fonction B-splines utilisées, depuis 3 jusqu'à 14, et la table 4.2 répertorie le nombre de particules retrouvées ainsi que l'erreur commise par rapport à la valeur d'entrée ($N_{\text{part}} = 60\text{part.cm}^{-3}$). Dans cette table ainsi que dans toute la suite de l'étude de sensibilité les erreurs sont calculées à partir de la valeur retrouvée (X_{inv}) et la valeur en entrée du simulateur lidar (X_{vrai}) de la façon suivante : $100.(X_{\text{inv}} - X_{\text{vrai}})/X_{\text{vrai}}$. Deux cas sont représentés sur la figure 4.7. Ces figures 4.7 (a) & (b) présentent la fonction de distribution simulée (en noir) et la fonction de distribution retrouvée (en rouge). Sur la même figure sont aussi représentés les coefficients normalisés d'extinction, $\alpha_{\text{norm}} = \frac{\alpha(\lambda)}{\max(\alpha(\lambda))}$, et de rétrodiffusion calculés à partir de la distribution simulée (en noir) (ce sont donc les données d'entrée du problème) ainsi que ces coefficients recalculés après inversion à partir de la fonction de distribution inversée (en rouge). Cela permet de contrôler graphiquement la stabilité et la convergence de l'algorithme. En effet, l'optimisation se fait sur les coefficients optiques. Donc deux fonctions de distribution différentes peuvent donner le même jeu de coefficients optiques. Pour la figure (a) le nombre de fonctions B-spline choisi est de 6, égal au nombre de mesures (ici $N = 6$) comme suggéré dans Veselovskii et al. (2002) tandis que la figure (b) est la première fonction retrouvée qui est multimodale lorsque que l'on augmente le nombre de fonctions B-splines (ici 14 fonctions B-splines).

Lorsque le nombre de fonctions B-splines (M) est inférieur au nombre de propriétés optiques (N) ($3\alpha + 3\beta = 6$) les erreurs commises sur le nombre de particules sont nettement plus fortes (entre 7 et 13% voir Tab. 4.2). Pour le cas (a), la distribution retrouvée est légèrement décalée vers les grosses particules avec une aire supérieure à la distribution initiale, ce qui explique une erreur de +2,21% sur le nombre de particules.

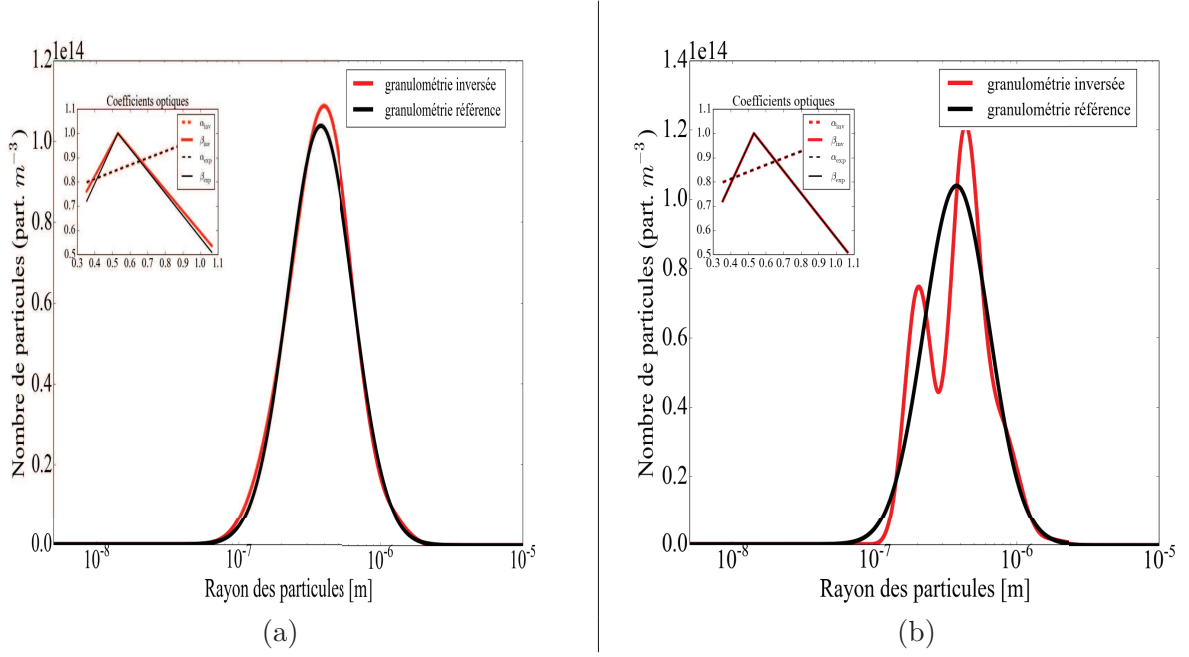


FIGURE 4.7 – Fonction de distribution retrouvée (en rouge) à partir de coefficients optiques ($\ll 3\beta + 3\alpha \gg$) dans le cas parfait sans bruits ni biais pour une fonction de distribution d'aérosols de type hydrosolubles. Les coefficients optiques normalisés, calculés à partir des fonction de distribution simulées et retrouvées, sont représentés dans l'encart. La figure (a) est obtenue en utilisant un nombre de splines égale à 6, tandis que la figure (b) utilise 14 splines.

À l'inverse lorsque que M est supérieur à N , l'erreur commise est inférieure à 5.2% (Tab. 4.2) en terme de nombre de particules. Cependant, comme le montre la figure 4.7 (b), la distribution peut présenter plusieurs modes (ici 14 fonctions B-splines considérées) avec pourtant des propriétés optiques qui en découle qui sont précises (erreurs sur α et $\beta < 2.0\%$ pour les trois longueurs d'onde). En effet sur les deux cas présentés (figure 4.7 (a) & (b)) les courbes des propriétés optiques sont confondues pour les coefficients d'extinction (erreurs $< 1\%$ sur les trois longueurs d'onde). Alors que ces erreurs sont un peu plus fortes pour le cas (a) sur les coefficients de rétrodiffusion retrouvés (3.1% à 355nm, 0.8% à 532nm et 5.2% à 1064nm).

Dans un premier temps on peut comparer les précisions de notre algorithme avec celles présentées dans Veselovskii et al. (2002). Dans cette étude une fonction de distribution mono-modale est utilisée

TABLE 4.2 – Erreur commise sur le nombre de particules retrouvé à partir de la fonction de distribution inversée en utilisant des nombres de fonctions B-splines différents.

Nombre de spline	3	4	5	6	7	8
$N_{\text{part}} (\text{part.cm}^{-3})$	64,71	55,52	52,05	61,33	62,28	62,69
Erreur (%)	+7,86	-7,47	-13,21	+2,21	+3,80	+4,49

Nombre de spline	9	10	11	12	13	14
$N (\text{part. cm}^{-3})$	59,84	59,95	59,86	56,88	57,32	58,39
Erreur (%)	-0,27	-1,75	-0,23	-5,20	-4,47	-2,68

dont les paramètres sont : $N=1,0 \text{ part. cm}^{-3}$, $R_{\text{mod}} = 0,15\mu\text{m}$, $\sigma = 1,2$. L'inversion réalisée à partir d'un jeu « $3\beta + 2\alpha$ », sur lequel est ajoutée une erreur aléatoire de 10%. Dans leur algorithme, l'indice de réfraction est supposé inconnu. Les précisions obtenues sont : 3% sur le rayon effectif et 13% sur le nombre de particules. Si on mène la même expérience avec notre algorithme les précisions sont meilleures car l'indice de réfraction est connu (1% sur le rayon effectif et 5% sur le nombre de particules). Cependant si on ajoute des erreurs de $\pm 7\%$ sur l'indice de réfraction spectral, qui correspond à la variation entre deux aérosols différents, alors les précisions que l'on obtient deviennent comparables : 5% sur le rayon effectif et 17% sur le nombre de particules. La principale différence vient du fait que dans l'étude de Veselovskii et al. (2002) l'indice de réfraction est supposé constant en fonction des longueurs d'onde alors que l'erreur que nous avons considérée est spectrale.

Ensuite notre méthode a été testée dans une chaîne de simulation « end to end », c'est-à-dire en utilisant le simulateur de signaux lidar en entrée des méthodes inverses. Ainsi on gère le modèle direct (le simulateur lidar) et donc ses paramètres d'entrée (fonction de distribution, type et profils des propriétés optiques des aérosols). On peut alors quantifier les erreurs commises à chaque étape de l'inversion et considérer le problème dans son ensemble afin de se rapprocher le plus possible du cas réels. À partir du même jeu de données issu du simulateur lidar, plusieurs expériences d'inversion vont être réalisées. Premièrement une erreur aléatoire va être introduite sur le rapport lidar pour quantifier la dispersion de notre inversion (« cas 1(a) »). Ensuite la même expérience est menée sur des signaux bruités en retrouvant les propriétés microphysiques à 1000m où le SNR est favorable (« cas 1(b) »). Puis, dans le « cas 2 », à 4000m où le SNR est plus faible. Ensuite la dernière expérience, (« cas 3 »), consiste à reprendre le « cas 2 » et à y ajouter une erreur sur la condition à la limite. Toutes ces expériences sont résumées dans la table 4.3.

TABLE 4.3 – Résumé des différentes conditions des expériences d'inversion.

	Inversion	Erreur rapport lidar	Signaux bruités	Erreur cond. lim.	Altitude / SNR
Cas 1	(a)	Oui	Non	Non	1000m / >10
Cas 1	(b)	Oui	Oui	Non	1000m / >10
Cas 2	(a)	Oui	Non	Non	4000m / $\simeq 1$
Cas 2	(b)	Oui	Oui	Non	4000m / $\simeq 1$
Cas 3	-	Oui	Oui	Oui	4000m / $\simeq 1$

Premièrement décrivons les conditions utilisées pour simuler les signaux lidar. 10 signaux sont modélisés par le simulateur correspondant aux longueurs d'onde de l'instrument CALI en cours de développement à l'Onera : 355, 532, 780, 808, 860, 1604, 1200, 1300, 1550, 1609 nm. Lors des inversions réalisées, seules trois configurations de longueurs d'ondes sont utilisées : 3λ : 355, 532, 1064nm, $3\lambda + \text{NIR}$: 355, 532, 808, 1064nm et $3\lambda + \text{SWIR}$: 355, 532, 1064, 1550nm. La configuration 3λ , correspond aux systèmes lidar multispectraux classiquement utilisés. Les deux autres configurations sont utilisées pour étudier l'apport d'une longueur d'onde supplémentaire sur l'estimation des propriétés microphysiques. Expérimentalement ces configurations sont réalisables notamment en mutualisant les mesures de deux systèmes lidar.

Comme dans l'exemple précédent on utilise presque les mêmes données d'entrée pour le simulateur lidar : une distribution mono-modale d'aérosols hydrosolubles avec $N=20,0 \text{ part. cm}^{-3}$, $R_{\text{mod}} = 0,5\mu\text{m}$, $\sigma = 1,7$. Ces données correspondent aux valeurs au niveau du sol. Ensuite le nombre de particules suit une décroissance exponentielle ($H=8\text{km}$) en fonction de l'altitude comme défini dans le paragraphe 3.3. On a choisi de diminuer le nombre de particules pour avoir un SNR plus faible en bout de ligne de visée ($\text{SNR} < 1$ à 4000m). L'énergie du laser est 20mJ pour toutes les longueurs d'onde afin de pouvoir

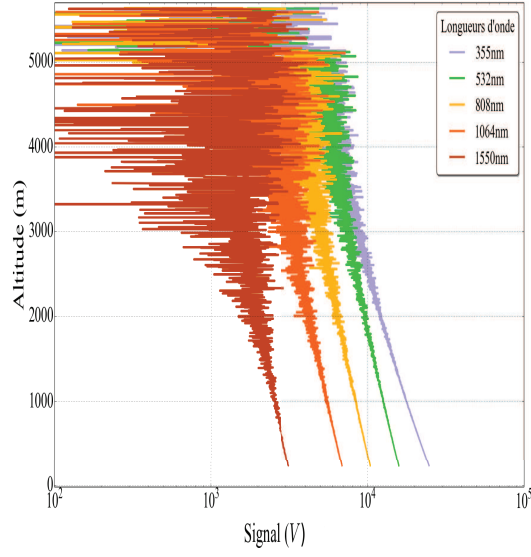


FIGURE 4.8 – Signaux bruités simulés pour les études de sensibilités menées sur l'algorithme d'inversion. On considère une couche d'aérosols hydrosolubles dont le nombre de particules diminue de façon exponentielle en fonction de l'altitude (Eq. 3.3.1). Ici l'énergie du laser ainsi que le détecteur sont les mêmes pour toutes les longueurs d'onde (respectivement, 20mJ et photodiode à avalanche (APD)). Il n'y a pas de fond solaire.

plus simplement les comparer. Le fond solaire n'est pas pris en compte. Le détecteur utilisé est une photodiode à avalanche (APD) pour toutes les longueurs d'onde. Même si les photomultiplicateurs sont des détecteurs plus adaptés pour l'UV et le visible, nous avons choisi d'utiliser le même détecteur sur tout le spectre pour avoir les mêmes conditions expérimentales et ainsi bien identifier les sources d'erreurs lors de l'inversion. Sont générés par le simulateur lidar, les signaux bruités (figure 4.8) et aussi les mêmes signaux en considérant un bruit nul. Ces signaux lidar sont simulés pour une visée verticale (figure 4.8).

Ensuite décrivons les paramètres utilisés pour l'inversion. Pour l'inversion de « Klett-Fernald », la condition à la limite est supposée parfaitement connue (extinction particulaire et moléculaire), mais dans certaine expérience un signal bruité est utilisé. La constante d'étalonnage étant calculée à partir du signal et de la condition à la limite, le bruit sur le signal induit un bruit sur l'estimation de l'étalonnage. Pour le rapport lidar une erreur spectrale aléatoire, $X(\lambda)$, est ajoutée : $LR_{err}(\lambda) = LR(\lambda) \pm X(\lambda) \times LR(\lambda)$. $X(\lambda)$ est tiré aléatoirement entre -25% et 25% en suivant une loi uniforme. 100 inversions sont réalisées. La figure 4.9 représente les rapports lidar spectraux erronés des 30 premières itérations (courbes de couleur en pointillées) ainsi que le rapport lidar « vrai » (courbe pleine noire). Ensuite pour retrouver les propriétés microphysiques, les paramètres de l'inversion sont : ordre des fonctions B-splines de 4 (B-splines cubiques), 6 fonctions B-spline pour décrire l'intervalle de recherche $[N_{min}; N_{max}] = [5.10^{-9}m; 1.10^{-6}m]$.

L'expérience, « cas 1 », vise à étudier premièrement la dispersion des résultats, en terme de propriétés optiques et microphysiques retrouvées, lorsqu'une erreur est introduite sur le rapport lidar (aucune autre source d'erreurs). Dans un deuxième temps l'impact de la prise en compte de signaux bruités va être quantifiée. Pour cela l'inversion est faite en utilisant des signaux bruités ou pas et en se plaçant à une altitude de 1000m où les valeurs de SNR sont élevées pour toutes les longueurs d'onde ($SNR > 10$). Les figures 4.10 (a)&(b) correspondent aux cas d'une inversion à 1000m sur des signaux

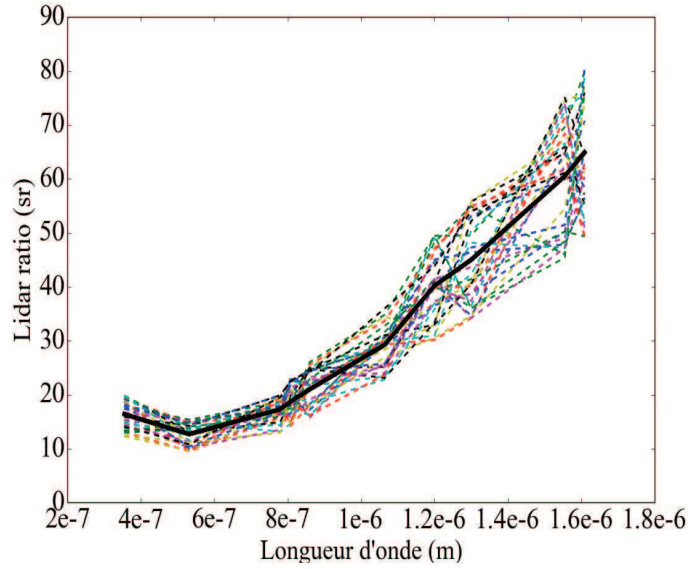


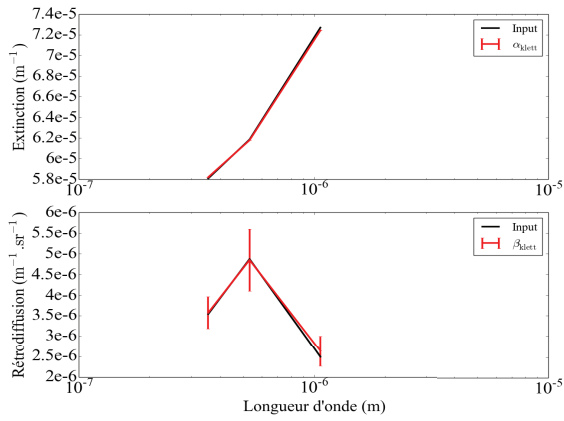
FIGURE 4.9 – Spectres des 30 premières itération des rapport lidar erronés (courbes de couleur en pointillées) ainsi que celui du rapport lidar « vrai » (courbe pleine noire).

non bruités, tandis que les figures 4.10 (c)&(d) proviennent d'une inversion à 1000m sur des signaux bruités. La table 4.4 résume les propriétés microphysiques issus du simulateur à cette altitude ainsi que celles retrouvées pour chacune de ces inversions.

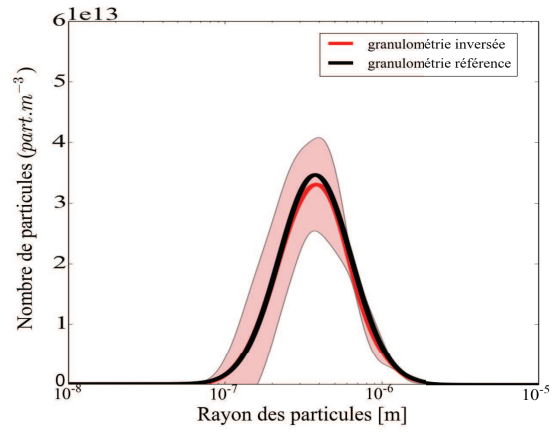
La figure 4.10 (a) représente les coefficients d'extinction et de rétrodiffusion moyens, après inversion « Fernald-Klett », lors des 100 itérations ainsi que leurs écarts types. Le cas présenté utilise la configuration « 3λ » c'est-à-dire les trois longueurs d'onde : 355, 532, 1064nm. Comme nous l'avons montré dans le paragraphe 4.1.1, une erreur sur le rapport lidar implique peu d'erreur sur le coefficient d'extinction à cause de la façon dont se propage les erreurs dans l'algorithme de Klett. À l'inverse cela produit sur le coefficient de rétrodiffusion une dispersion des coefficients de $\pm 10\%$. Les mêmes conclusions sont visibles sur la figure 4.10 (c) lorsque le signal utilisé est bruité. Cependant dans le cas de signaux bruités on observe sur le coefficient de rétrodiffusion, en plus d'un écart type de $\pm 10\%$, un biais de 4% à 532nm et de 3% à 1064nm. L'erreur sur le coefficient d'extinction est inférieure à 1%.

La figure 4.10 (b) compare la fonction de distribution moyenne (courbe rouge) et sa dispersion (aire rose) obtenues après 100 itérations avec la fonction de distribution utilisée en entrée du simulateur lidar (courbe noir). La dispersion (aire rose) correspond à l'aire comprise entre la distribution moyenne moins son écart-type et la distribution moyenne plus l'écart-type. La figure 4.10 montre que la fonction de distribution est bien retrouvée. Le rayon modal et la largeur de la fonction inversée sont très proches de la fonction « référence ». Cependant le rayon modal retrouvé est légèrement supérieur entraînant une distribution un peu moins « piquée ». On peut aussi constater que la dispersion de la fonction de distribution retrouvée n'est pas symétrique, elle est plus forte sur la partie gauche de la distribution donc vers les petites particules. Ceci peut s'expliquer par le fait que les petites particules ont un poids optique plus faible et que donc il est plus facile d'ajuster la minimisation de la norme $\|\mathbf{AC} - \mathbf{g}\|^2$ en faisant varier le poids des fonctions B-splines qui sont vers les faibles rayons car elles ont un impact moindre sur le produit matriciel \mathbf{AC} .

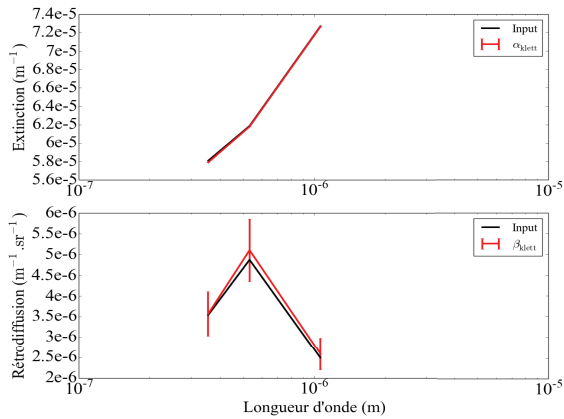
La table 4.4 résume les propriétés microphysiques moyennes retrouvées (le nombre de particules N_{part} , la surface totale S , le rayon efficace r_{eff} , la concentration massique C) ainsi que leurs écarts



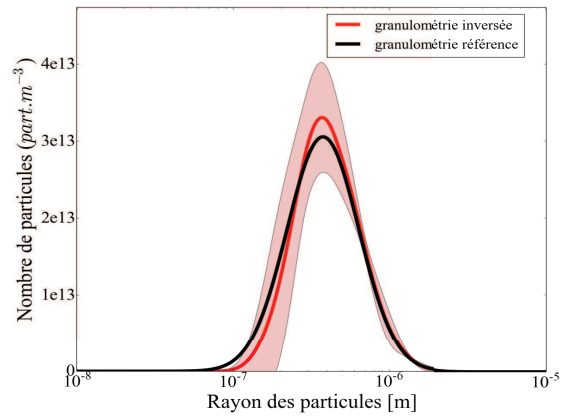
(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURE 4.10 – Résultats de l'algorithme d'inversion pour le « cas 1 ». À gauche sont présentés les propriétés optiques moyennes des aérosols et leurs écarts types retrouvés à 1000m d'altitude après 100 itérations lorsqu'une erreur aléatoire est ajoutée sur le rapport lidar, et à droite les fonctions de distribution moyennes et leurs dispersions retrouvées à partir des coefficients optiques inversés. Les figures (a) et (b) correspondent à une inversion faite sur des signaux non bruités tandis que les graphes (c) et (d) utilisent des signaux bruités.

TABLE 4.4 – Résumé des propriétés microphysiques retrouvées dans la configuration « cas 1 » décrit ci-dessus. Les valeurs de la première ligne de la table correspondent à celles définies dans le simulateur lidar que l'on cherche à retrouver à 1000m. La valeur moyenne et l'écart type sont donnés pour chaque propriété issue de l'inversion. Les erreurs calculées portent sur les valeurs moyennes des propriétés retrouvées.

	$N_{\text{part}}(\text{part.cm}^{-3})$	$S(\text{m}^2.\text{m}^3)$	$r_{\text{eff}}(\mu\text{m})$	$C(\mu\text{g.m}^{-3})$
Cas 1 (1000m, SNR>10)	17,64	8,76.10⁻⁵	1,01	59,03
(a) 3 λ (signal non bruité) Erreur	18,18 \pm 1.9 +3%	9,12.10 ⁻⁵ \pm 1,7.10 ⁻⁶ +4%	0,96 \pm 0.09 -5%	57,52 \pm 6,8 -3%
(b) 3 λ (signal bruité) Erreur	18,47 \pm 2,7 +5%	9,34.10 ⁻⁵ \pm 1,8.10 ⁻⁶ +7%	0,95 \pm 0,11 -6%	56,43 \pm 7,43 -4%

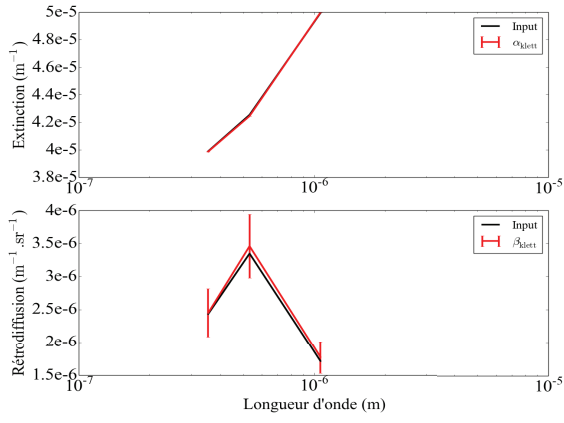
types. Ces propriétés sont obtenues par inversion d'un jeu de données usuel à trois longueurs d'onde (3 λ : 355, 532, 1064nm) provenant de l'inversion de signaux bruités ou pas. La première ligne de la table résume les propriétés que l'on cherche à retrouver. À l'exception du rayon effectif, les autres propriétés diffèrent de celles énoncées lors de la présentation des paramètres de simulation des signaux car elles correspondent ici à l'altitude 1000m.

Dans le cas d'une inversion de signaux lidar non bruités (table 4.4) l'erreur commise sur les propriétés microphysiques retrouvées est inférieure à 5%. Cela provient du fait que les erreurs aléatoires sur le rapport lidar suivent une loi uniforme impliquant des propriétés optiques moyennes très proches des valeurs initiales utilisées dans le simulateur. Cependant cette expérience permet d'observer le comportement de notre schéma d'inversion lorsque une erreur aléatoire est insérée et de quantifier la dispersion de propriétés inversées. Lorsque l'on considère des signaux bruités, l'erreur sur les propriétés microphysiques moyennes retrouvées augmente légèrement (<7%), mais surtout la dispersion (les écarts types) augmente plus fortement.

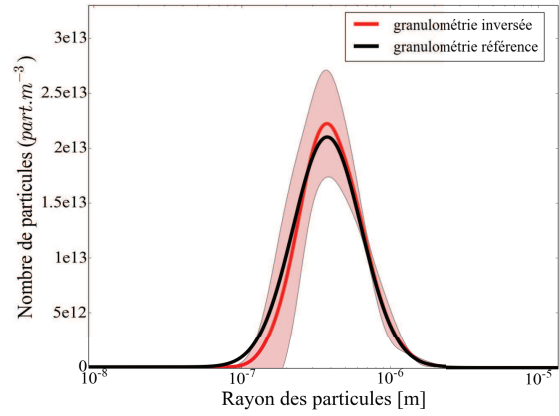
L'expérience « cas 2 » consiste à répéter l'expérience « cas 1 » mais en se plaçant à 4000m où le SNR $\simeq 1$ pour toutes les longueurs d'ondes. Les figures 4.11(a), (b), (c) et (d) et la table 4.5 correspondent au « cas 2 ».

Premièrement on observe, lorsque des signaux non bruités sont utilisés dans l'inversion, que les précisions sur les coefficients optiques ou sur les propriétés microphysiques retrouvées sont très proches de celle obtenues à 1000m. Enfin lorsque l'on utilise des signaux bruités, on observe l'apparition de biais sur les coefficients d'extinction inversés (+5% à 355nm et -2% 1064nm) et sur les coefficients de rétrodiffusion (+3% à 355 et 532nm) (cf. Fig. 4.11). Ces coefficients sont filtrés sur 34 points de la ligne de visée comme montré dans le paragraphe 4.1.1. La résolution des signaux étant de 3m, les profils des coefficients optiques sont filtrés sur une fenêtre glissante de 102m.

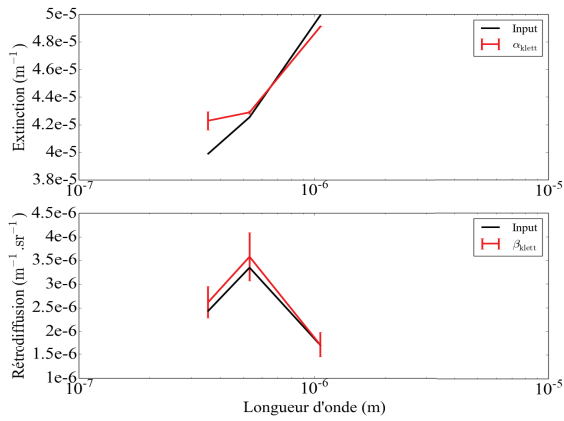
Sur les propriétés microphysiques (Tab. 4.5) telles que la surface totale, le rayon effectif ainsi que la concentration massique, la précision est proche de celle obtenue à 1000m (Erreurs <7%). Par contre une grande différence est visible sur le nombre de particules retrouvé, l'erreur est de +27% alors qu'elle était de 5% lorsque l'inversion était faite à 1000m. La fonction de distribution inversée (figure 4.11(c)) approxime bien la partie droite de la fonction de distribution simulée, c'est-à-dire vers les grandes particules. Par contre la partie gauche de la fonction de distribution est moins bien retrouvée avec une forte dispersion. C'est de là que vient l'erreur importante sur le nombre de particules alors que les autres propriétés microphysiques sont bien estimées (cf. Tab. 4.5).



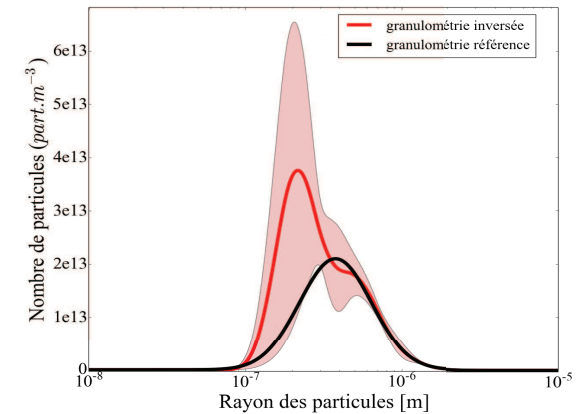
(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURE 4.11 – Résultats de l'algorithme d'inversion pour le « cas 2 ». À gauche sont présentés les propriétés optiques moyennes des aérosols et leurs écarts types retrouvés à 4000m d'altitude après 100 itérations lorsqu'une erreur aléatoire est ajoutée sur le rapport lidar, et à droite les fonctions de distribution moyennes et leurs dispersions retrouvées à partir des coefficients optiques inversés. Les figures (a) et (b) correspondent à une inversion faite sur des signaux non bruités tandis que les graphes (c) et (d) utilisent des signaux bruités.

TABLE 4.5 – Résumé des propriétés microphysiques retrouvées dans la configuration « cas 2 » décrit ci-dessus. Les valeurs de la première ligne de la table correspondent à celles définies dans le simulateur lidar que l'on cherche à retrouver à 4000m. La valeur moyenne et l'écart type sont donnés pour chaque propriété issue de l'inversion. Les erreurs calculées portent sur les valeurs moyennes des propriétés retrouvées.

	$N_{\text{part}}(\text{part.cm}^{-3})$	$S(\text{m}^2.\text{m}^3)$	$r_{\text{eff}}(\mu\text{m})$	$C(\mu\text{g.m}^{-3})$
Cas 2 (4000m, SNR\approx1)	12,13	6,68.10$^{-5}$	1,01	40,59
(a) 3λ (signal non bruité)	12,49 \pm 1,8	6,95.10 $^{-5}$ \pm 1,1.10 $^{-6}$	0,96 \pm 0,11	39,40 \pm 4,9
Erreur	+3%	+4%	-5%	-3%
(b) 3λ (signal bruité)	15,48 \pm 3,3	7,00.10 $^{-5}$ \pm 1,6.10 $^{-6}$	0,94 \pm 0,12	38,43 \pm 5,72
Erreur	+27%	+5%	-7%	-5%

La dernière expérience, « cas 3 », consiste à reprendre le « cas 2 » et à considérer une nouvelle source d'erreur, la condition à la limite. Jusque là, cette condition portant sur la connaissance du coefficient d'extinction moléculaire et particulaire à une altitude donnée était supposée connue. Cette fois-ci cette condition est déterminée en bout de ligne de visée à partir de profils climatologiques de pression et de température, ce qui induit un biais supplémentaire sur les coefficients. Le biais introduit se répercute sur les coefficients d'extinction et sur les coefficients de rétrodiffusion inversés par l'algorithme de « Fernald-Klett ». Ensuite on cherche à retrouver la fonction de distribution à 4000m. Comme pour le « cas 1 » on réalise 100 itérations avec une erreur aléatoire sur le rapport lidar mais cette fois-ci on utilise différents jeux de données, avec trois longueurs d'onde comme dans le « cas 1 » mais aussi à quatre en ajoutant une longueur d'onde soit dans le NIR (3λ + NIR (808nm)) soit dans le SWIR (3λ + SWIR (1550nm)). Les résultats de ce « cas 3 » sont présentés sous la même forme que pour le cas précédent avec les propriétés optiques et la fonction de distribution sur les figures 4.12 et 4.14. Les propriétés microphysiques déduites des fonctions de distribution retrouvées sont résumées dans la table 4.8.

TABLE 4.6 – Comparaison des propriétés microphysiques retrouvées dans la configuration « cas 3 » décrite dans le ci dessus. L'erreur ajoutée sur le rapport lidar est tirée aléatoirement entre -25 et +25% selon une loi uniforme. Ici 100 itérations sont considérées.

	$N_{\text{part}}(\text{part.cm}^{-3})$	$S(\text{m}^2.\text{m}^3)$	$r_{\text{eff}}(\mu\text{m})$	$C(\mu\text{g.m}^{-3})$
Cas 3 (4000m, SNR\approx1)	12,13	6,68.10$^{-5}$	1,01	40,59
3λ	18,88 \pm 3,5	5,76.10 $^{-5}$ \pm 2,2.10 $^{-6}$	0,60 \pm 0,08	20,95 \pm 3,9
Erreur	+56%	-14%	-41%	-48%
3λ + SWIR	17,49 \pm 1,9	6,32.10 $^{-5}$ \pm 2,0.10 $^{-6}$	0,72 \pm 0,04	27,40 \pm 6,1
Erreur	+44%	-5%	-29%	-33%
3λ + NIR	14,78 \pm 4,3	6,40.10 $^{-5}$ \pm 3,3.10 $^{-6}$	0,77 \pm 0,11	29,95 \pm 5,5
Erreur	-20%	-4%	-24%	-26%

Lorsque l'on considère le premier jeu de données « 3λ », on voit que les biais introduits sont les plus importants sur le coefficient d'extinction à 355nm (-15%) et sur les coefficients de rétrodiffusion à 532nm (+10%) et à 1064nm (16%). Dans Pérez-Ramírez et al. (2013), l'impact sur le rayon efficace et le nombre de particules retrouvés est quantifié lorsqu'un biais compris entre -20 et 20% est ajouté sur l'une des propriétés optiques d'un jeu 3α (355, 532, 1064) + 2β (355, 532nm). Ils montrent que ce

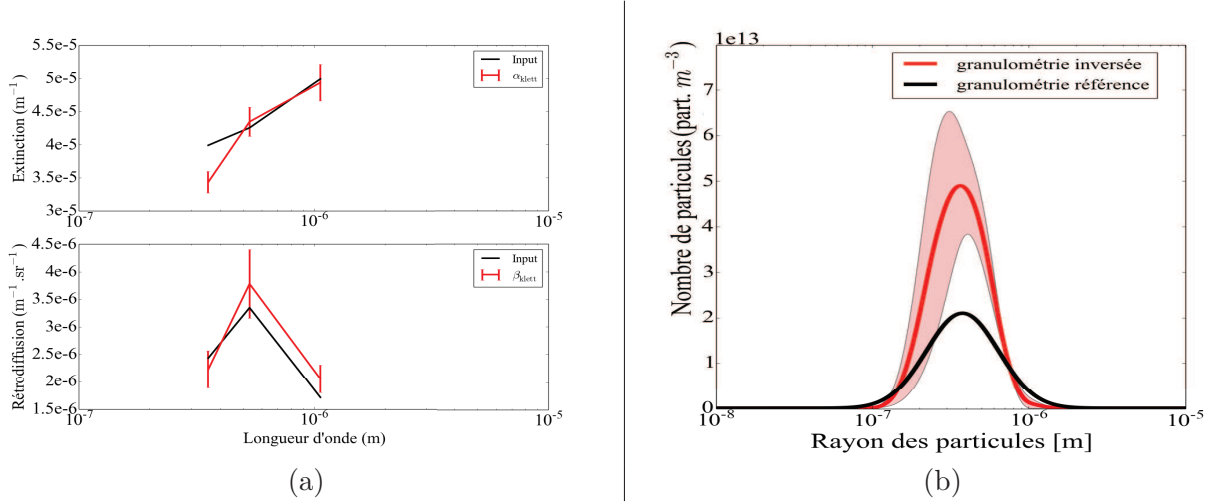


FIGURE 4.12 – Résultats de l'algorithme d'inversion en deux étapes pour le « cas 3 » : (a) propriétés optiques moyennes des aérosols et leurs écarts types retrouvés à 4000m d'altitude après 100 itérations lorsque l'on considère des erreurs aléatoires et systématiques dans le schéma d'inversion, (b) fonction de distribution moyenne et sa dispersion retrouvées à partir des coefficients erronés présentés en (a). Ici un jeu de données de 3 longueurs d'onde est considéré : 355, 532, 1064 nm (3λ).

sont les erreurs systématiques sur les coefficients d'extinction qui ont le plus d'impact sur les propriétés microphysiques retrouvées. Notamment une erreur de -15% sur les coefficients d'extinction à 355 nm induit une erreur de +30% sur le rayon effectif et de -60% sur le nombre de particule. Dans le « cas 3 » considéré ici l'erreur commise sur le coefficient d'extinction à 355nm est aussi de -15% et les erreurs se répercutant sur le rayon effectif ainsi que sur le nombre de particules sont respectivement de +41% et -55%. Les principales différences entre notre étude, « cas 3 », et l'article Pérez-Ramírez et al. (2013) sont multiples. Tout d'abord les fonctions de distribution utilisées en entrée du problème ne sont pas les mêmes, cependant Pérez-Ramírez et al. (2013) montrent que les précisions obtenues sur les propriétés microphysiques en fonction du biais introduit sont très proches quelle que soit l'une des trois fonctions de distribution étudiées. Une autre différence provient du fait que dans notre étude des biais sont présents sur plusieurs longueurs d'onde. Enfin la dernière source de différences entre les résultats vient du fait que dans les articles comme Veselovskii et al. (2002); Pérez-Ramírez et al. (2013) l'optimisation se fait en prenant des noyaux de propriétés optiques en volume ($K_{k,V}(m, \lambda, r)$) tandis que nous nous utilisons des noyaux en nombre ($K_{k,N}(m, \lambda, r)$). La relation entre les deux est donnée par :

$$K_{k,N}(m, \lambda, r) = \frac{3K_{k,V}(m, \lambda, r)}{4\pi r^3} \quad (4.1.22)$$

Lorsque l'on réalise cette même inversion mais en volume on obtient la fonction de distribution en volume de la figure 4.13. Les propriétés microphysiques lors de cette inversion deviennent : $N_{\text{part}} = 19,06 \pm 3,7 \text{ part.cm}^{-3}$, $S = 1,55 \cdot 10^{-5} \pm 4,9 \cdot 10^{-7}$, $r_{\text{eff}} = 0,66 \pm 0,08$, $C = 24,75 \pm 3,2$. En comparaison avec l'inversion en nombre, ici l'erreur commise sur le nombre de particules retrouvées est plus grande, 57%, mais elle diminue pour les autres propriétés (-34% pour le rayon effectif) qui sont des propriétés surfaciques ou volumiques. Ces valeurs deviennent très proches de celles obtenues par Pérez-Ramírez et al. (2013).

Enfin, par rapport au jeu de données 3λ, l'apport du NIR améliore grandement la précision obtenue sur les propriétés microphysiques. Notamment à 808nm la constante d'étalonnage est déterminée plus précisément, le SNR étant plus favorable que dans SWIR. Pour le jeu de données « 3λ+ NIR »,

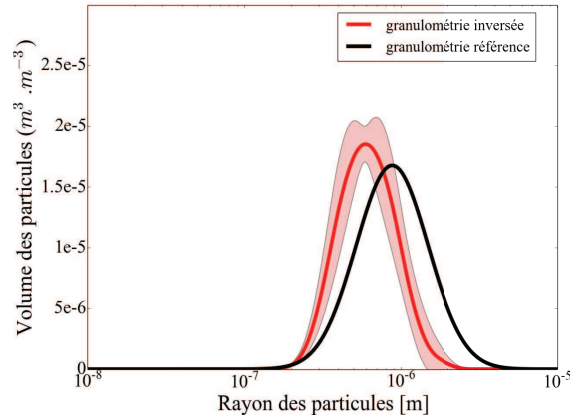


FIGURE 4.13 – Même inversion que celle de la figure 4.12(b) à partir des propriétés optiques présentées sur la figure 4.12(a) mais cette fois ci en prenant en compte des noyaux de propriétés optiques en volume. Ici les fonctions de distribution sont représentées en volume.

les erreurs commises sont pour le nombre de particules, le rayon effectif et la concentration, respectivement de +20% sur N_{part} , -24% sur r_{eff} et -26% sur C . Dans ce domaine il semble y avoir des possibilités technologiques intéressantes pour réaliser des systèmes lidars. De plus, c'est un domaine spectral favorable, car il est dans une fenêtre atmosphérique (peu d'absorption) et que la contribution moléculaire au signal lidar est significative. Lorsque l'on utilise une longueur d'onde supplémentaire dans le SWIR (1550nm), le biais ajouté sur le coefficient d'extinction à cette longueur d'onde est fort (-17%) et il diminue la précision des propriétés microphysiques retrouvées (erreur de +44% sur N_{part} , -29% sur r_{eff} et -33% sur C). La principale amélioration entre ces deux configurations est faite sur le nombre de particules retrouvées (« $3\lambda + \text{NIR}$ » : 20%, « $3\lambda + \text{SWIR}$ » : 44%). Les fonctions de distribution retrouvées pour ces deux configurations, figures 4.14(b)&(d), montrent que dans le « $3\lambda + \text{SWIR}$ » le rayon modal moyen est décalé vers les rayons élevés donc là où les particules ont un « poids optique » plus fort. Cela peut expliquer les précisions moins bonnes sur les propriétés microphysiques retrouvées dans cette configuration.

Dans ce paragraphe, l'impact des différentes source d'erreurs sur la fonction de distribution retrouvée et les propriétés microphysiques qui en découlent a été quantifié. Cela a été réalisé en ajoutant les sources d'erreurs les unes après les autres, jusqu'à arriver à des simulations de plus en plus réalistes. Il a été montré que la prise en compte d'erreurs aléatoires ne génère que peu d'erreurs sur les propriétés microphysiques retrouvées (<7% même si les signaux sont bruités). Par contre, lorsque l'on se rapproche d'un cas réaliste en considérant, en plus des erreurs aléatoires, des biais alors les précisions obtenues se dégradent fortement (erreurs comprises entre 14% et 56%). Mais l'addition d'une longueur d'onde supplémentaire dans le NIR augmente nettement les performances de l'algorithme et les erreurs deviennent inférieures à 26%.

Cependant jusqu'à présent seulement des fonction de distribution mono-modale ont été utilisées, ce qui est peu représentatif de l'atmosphère. Dans le prochain paragraphe, nous allons étendre notre étude aux fonctions de distributions bi-modale où le type de particule considéré dans chaque mode pourra être différent.

4.1.3 Extension de l'inversion au distribution multimodales

Dans ce paragraphe est traité la prise en compte de fonction de distribution multimodale dans les algorithmes d'inversion. Cela est fait en deux étapes. Tout d'abord une distribution bi-modale

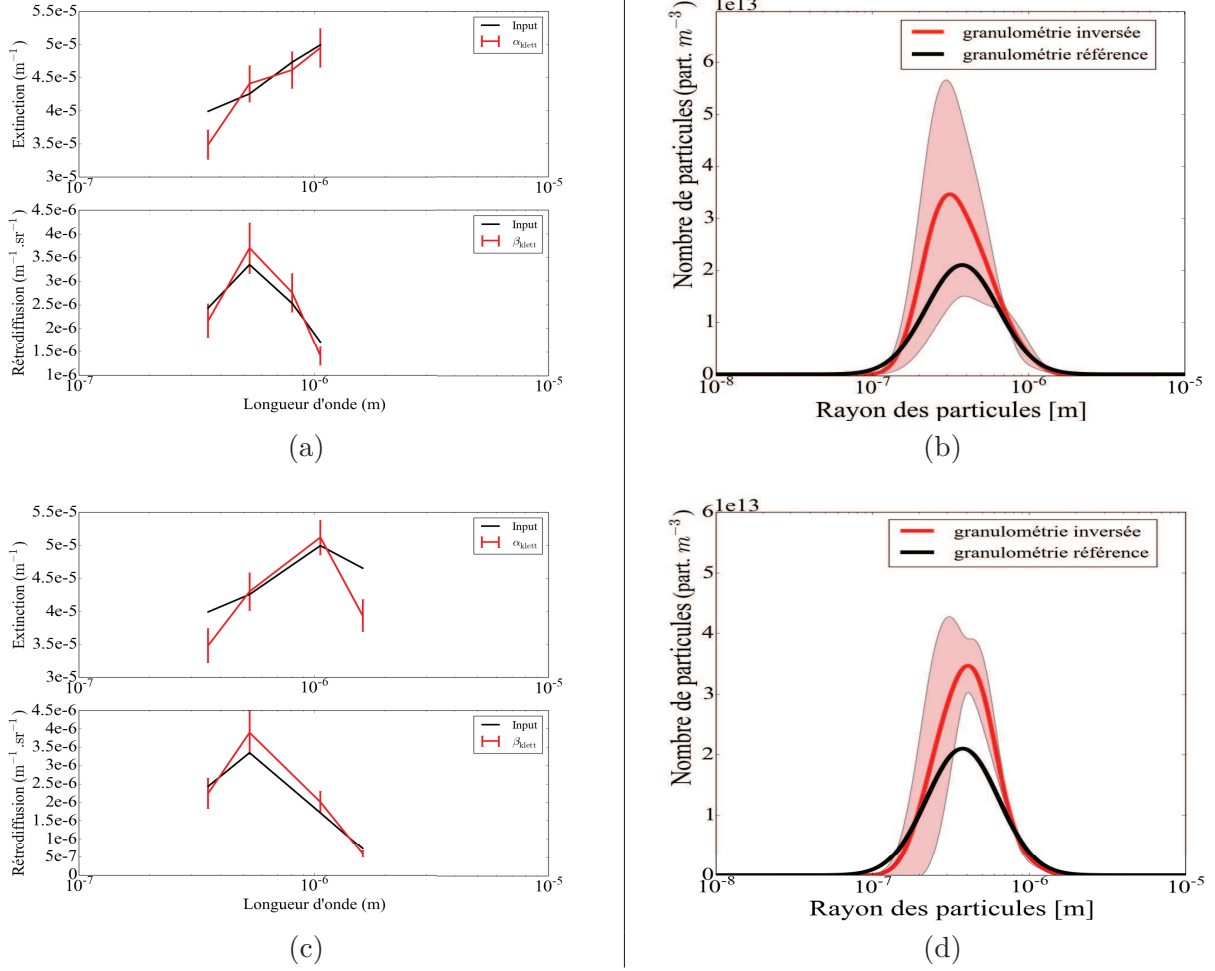


FIGURE 4.14 – Même représentation du « cas 3 » que sur la figure 4.12. Cependant ici les figures (a) et (b) correspondent à un jeu de signaux lidar, en entrée de l'inversion, à 4 longueurs d'onde : 355, 532, 808, 1064 ($3\lambda + \text{NIR}$). Les figures (c) et (d) proviennent de l'inversion d'un jeu à 4 longueurs d'onde : 355, 532, 1064, 1550nm ($3\lambda + \text{SWIR}$).

avec le même indice de réfraction pour chaque mode sera considérée. Dans un deuxième temps, la prise en compte dans l'algorithme d'inversion d'indices de réfraction différents pour chaque mode sera présentée.

En effet actuellement notre algorithme n'est pas limité à retrouver des distributions mono-modales mais il peut considérer une distribution multimodale avec le même indice de réfraction pour tous les modes. Dans la littérature, la prise en compte de plusieurs types de particules dans la même distribution se fait en considérant un indice de réfraction équivalent calculé à partir des indices de chaque type (Boucher, 2012). Cet indice équivalent (m_e) est calculé par la relation de Maxwell-Garnett. Pour deux indices m_1 et m_2 dont la fraction volumique de chaque type est v_1 , v_2 , la relation s'écrit :

$$m_e = m_1^2 \times \frac{m_2^2 + 2m_1^2 + 2v_2(m_2^2 - m_1^2)}{m_2^2 + 2m_1^2 - v_2(m_2^2 - m_1^2)} \quad (4.1.23)$$

Considérons une distribution bi-modale avec le même indice pour chaque mode. Les paramètres de la fonction de distribution sont résumés dans la table 4.7. Afin de comparer notre algorithme à

l'étude menée dans Pérez-Ramírez et al. (2013), on considère une erreur aléatoire de 15% sur les coefficients d'extinction et de rétrodiffusion d'un jeu : « $3\beta + 2\alpha$ ». Par rapport aux expériences étudiées précédemment la fenêtre d'inversion est différente, elle est décalée vers les grosses particules pour mieux prendre en compte le deuxième mode $[N_{\min}; N_{\max}] = [1.10^{-8}\text{m}; 1.10^{-5}\text{m}]$. Le nombre de fonctions B-splines utilisé est 6.

Type	Nombre particules (part.cm^{-3})	Rayon modal (μm)	σ (—)
insoluble	0,6	0,5	1,5
insoluble	0,4	2.0	1,5

TABLE 4.7 – Paramètres des deux fonctions de distribution utilisées pour obtenir la figure 4.15.

Les coefficients optiques sont représentés sur la figure 4.15(a), sans erreurs (courbes noires) et avec $\pm 15\%$ d'erreurs aléatoires (courbes rouges). Les fonctions de distribution retrouvées à partir de ces coefficients sont représentées sur la figure 4.15(b). Dans la table 4.8, sont résumées les propriétés microphysiques, premièrement déduites de la fonction de distribution de « référence », ensuite celles retrouvées par notre algorithme (moyennes et écarts types) lorsqu'une erreur aléatoire est considérée. Et pour finir les « erreurs » correspondantes pour notre étude et celle de (Pérez-Ramírez et al., 2013). Les « erreurs » sont définies comme dans Pérez-Ramírez et al. (2013) comme la différence entre la valeur moyenne de la propriété retrouvée (X_{inv}) et la valeur de référence (X_{ref}), de la façon suivante : $\text{Erreur} = 100 \cdot \frac{X_{\text{inv}} - X_{\text{ref}}}{X_{\text{ref}}}$.

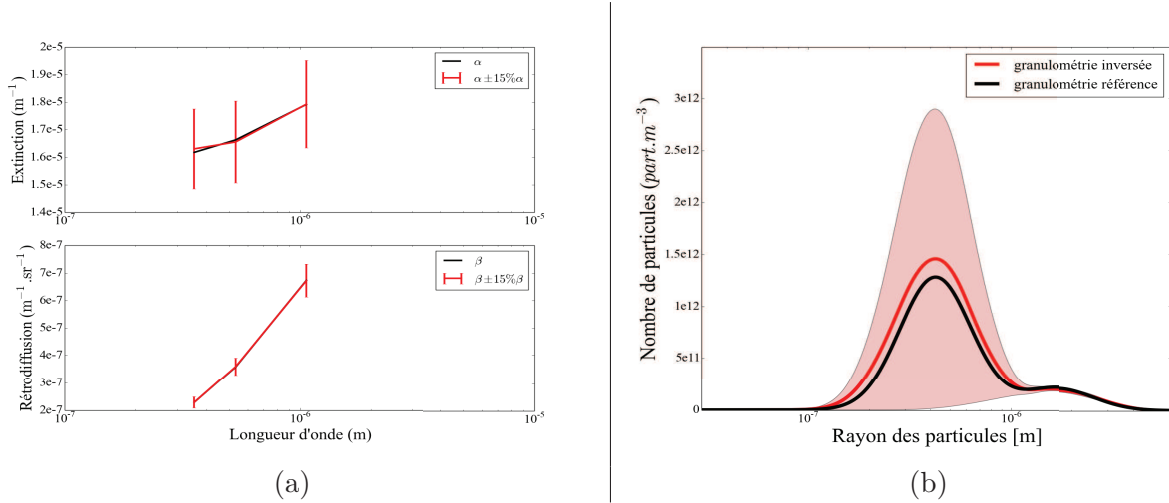


FIGURE 4.15 – (a) Coefficients d'extinction et de rétrodiffusion sans erreur (courbe noire) et avec erreurs aléatoires de $\pm 15\%$ (courbe rouge). (b) La courbe noire est la fonction de distribution que l'on cherche à retrouver (Table 4.7). La courbe rouge représente la fonction de distribution moyenne retrouvée à partir des coefficients optiques erronés.

Les figures 4.15 montrent que la fonction de distribution moyenne retrouvée lorsqu'une erreur aléatoire est insérée sur les propriétés optiques est proche de celle de « référence ». Par contre la dispersion du mode le plus fin est grande comparée à celle du mode grossier. Le poids optique de ce mode étant plus faible il sert à « stabiliser » l'inversion. Comme montré dans Veselovskii et al. (2002) moyenniser les solutions, lorsqu'une erreur aléatoire est insérée, améliore la précision obtenue sur les propriétés microphysiques retrouvées. La table 4.8 montre que les écarts entre les propriétés

TABLE 4.8 – Synthèse des propriétés microphysiques que l'on cherche à retrouver (« référence ») et celles retrouvées (moyennes et écarts-types) lorsque des erreurs aléatoires sont insérées sur les propriétés optiques. Les erreurs répertoriées représentent la différence, en pourcentage, entre les propriétés moyennes retrouvées et les valeurs de référence.

	$N_{\text{part}} (\text{part.cm}^{-3})$	$S (\text{m}^2.\text{m}^3)$	$r_{\text{eff}} (\mu\text{m})$
référence	1.00	$7,43.10^{-4}$	2,71
3λ	$1,09 \pm 0,65$	$7,36.10^{-4} \pm 2,18.10^{-7}$	$2,56 \pm 0,23$
Erreur	+10,0%	-0,9%	-5,5%
Pérez-Ramírez et al. (2013)	+11,1%	-0,9%	-5,3%

microphysiques retrouvées et les propriétés « reference » ne sont pas nulles. Cela montre donc que les erreurs aléatoires introduites sur les coefficients optiques induisent des erreurs systématiques sur les propriétés microphysiques retrouvées. Ces écarts sont très proches de ceux répertoriés dans l'étude (Pérez-Ramírez et al., 2013).

Maintenant on souhaite considérer une fonction de distribution constituée de deux types de particules différentes. Pour cela nous proposons une approche séparant les contributions de chaque modes de la fonction de distribution. Ainsi un indice de réfraction différent est attribué à chaque mode. La figure 4.16 est l'expression matricielle détaillée de l'équation 4.1.19 lorsque l'on considère une fonction de distribution bi-modale composée de type de particules différents.

$$\begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_s \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{Mode 1} & \text{Mode 2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} K^1_{\alpha_1} S^1_1 & \dots & K^1_{\alpha_1} S^1_M & K^2_{\alpha_1} S^2_1 & \dots & K^2_{\alpha_1} S^2_M \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ K^1_{\alpha_s} S^1_1 & \dots & K^1_{\alpha_s} S^1_M & K^2_{\alpha_s} S^2_1 & \dots & K^2_{\alpha_s} S^2_M \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ K^1_{\beta_1} S^1_1 & \dots & K^1_{\beta_1} S^1_M & K^2_{\beta_1} S^2_1 & \dots & K^2_{\beta_1} S^2_M \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ K^1_{\beta_t} S^1_1 & \dots & K^1_{\beta_t} S^1_M & K^2_{\beta_t} S^2_1 & \dots & K^2_{\beta_t} S^2_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C^1_1 \\ \vdots \\ C^1_M \\ C^2_1 \\ \vdots \\ C^2_M \end{bmatrix}$$

FIGURE 4.16 – Expression matricielle détaillée de l'équation 4.1.19 dans le cas où la solution recherchée est une fonction bi-modale de deux types de particules différents.

On voit dans ce formalisme que la solution à un jeu de données de $N=s+t$ mesures de coefficients optiques est recherchée comme étant la contribution de deux fonctions de distribution constituées de $M^{1,2}$ fonctions B-splines avec leurs coefficients pondérateurs $C_j^{1,2}$. Le nombre $M^{1,2}$ peut être différent pour chaque fonction de distribution. Chaque fonction de distribution a un noyau de propriétés op-

tiques $K_k^{1,2}(m, \lambda, r)$ associé dont l'indice de réfraction est choisi dans une base de données (D'Almeida et al., 1991). On voit dans ce formalisme que le nombre d'inconnues ($C_j^{1,2}$) a doublé, l'inversion le nombre de fonction B-spline $M^{1,2}$ ainsi que le nombre de mesures N doivent être adaptés. Comme pour le nombre de fonctions B-splines, on peut choisir des fenêtres d'inversion différentes pour chaque modes.

Type	Nombre particules	Rayon modal	σ
	($part.cm^{-3}$)	(μm)	(-)
hydrosoluble	0, 6	0, 3	1, 5
insoluble	0, 4	1.0	1, 5

TABLE 4.9 – Paramètres des deux fonctions de distribution utilisées pour obtenir la figure 4.17.

Considérons une population d'aérosols composée de deux fonctions de distributions dont les caractéristiques sont résumées dans la table 4.9. Premièrement, comme précédemment, une erreur aléatoire de $\pm 15\%$ est insérée sur les coefficients optiques utilisés pour remonter aux propriétés microphysiques. Pour l'inversion, la fenêtre de recherche des solutions pour le modes 1 est $[N_{\min}; N_{\max}] = [1.10^{-8}m; 1.10^{-6}m]$ et pour le mode 2 : $[N_{\min}; N_{\max}] = [3.10^{-7}m; 1.10^{-5}m]$. Le nombre de fonctions B-splines utilisé pour les deux modes est 6. Les résultats de ces inversions sont visibles sur les figures 4.17(a)&(b). D'un coté les propriétés optiques (coefficients d'extinction et de rétrodiffusion) avec erreur (courbe rouge) et sans erreurs (courbe noire) et de l'autre la fonction de distribution de référence (courbe noire) ainsi que la fonction de distribution moyenne retrouvée (courbe rouge). Pour chacune de ces distributions la contribution des deux modes est représentée. Les deux modes « référence » sont tracés en pointillés noirs, tandis que la dispersion des deux modes est représentée dans deux teintes de rouge. Enfin les propriétés microphysiques retrouvées (moyennes et écarts-types) sont résumées dans la table 4.10 pour chacun des modes.

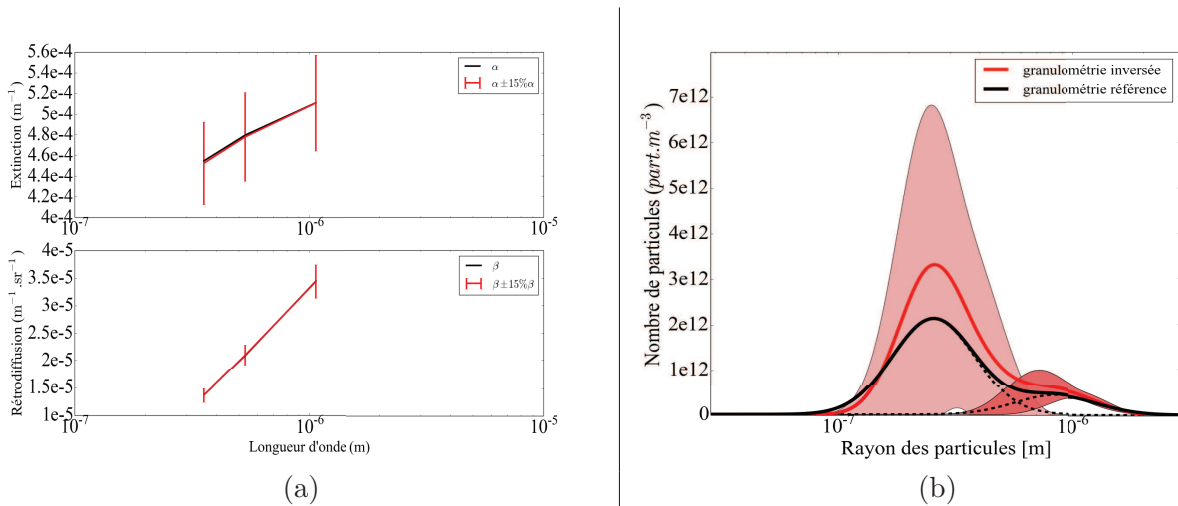


FIGURE 4.17 – (a) Coefficients d'extinction et de rétrodiffusion sans erreur (courbe noire) et avec erreurs aléatoires de $\pm 15\%$ (courbe rouge). (b) La courbe noire est la fonction de distribution que l'on cherche à retrouver (Table 4.9). La courbe rouge représente la fonction de distribution moyenne retrouvée à partir des coefficients optiques erronés.

Par rapport à l'expérience précédente, la figure 4.17 montre que la prise en compte de deux types de particules augmente la dispersion des fonctions de distribution retrouvées pour chaque mode. Comme

TABLE 4.10 – Synthèse des propriétés microphysiques que l'on cherche à retrouver (« référence ») et celles retrouvées (moyennes et écarts-types) lorsque des erreurs aléatoires sont insérées sur les propriétés optiques ($\pm 15\%$). Les erreurs répertoriées représentent la différence, en pourcentage, entre les propriétés moyennes retrouvées et les valeurs de référence.

	$N_{\text{part}}(\text{part.cm}^{-3})$	$S(\text{m}^2.\text{m}^3)$	$r_{\text{eff}}(\mu\text{m})$
référence mode 1	0,60	$9,42.10^{-7}$	0,45
3λ	$0,94 \pm 0,85$	$1,55.10^{-6} \pm 1,58.10^{-6}$	$0,31 \pm 0,18$
Erreur	+55,8%	+64,8%	-31,5%
référence mode 2	0,40	$6,98.10^{-6}$	1,51
3λ	$0,44 \pm 0,19$	$6,18.10^{-6} \pm 1,78.10^{-6}$	$1,23 \pm 0,12$
Erreur	+11,0%	-11,5%	-18,2%

précédemment, le mode représentant les grosses particules est mieux retrouvé que le mode fin sur la fonction de distribution moyenne et aussi sur la dispersion. En effet les écarts-types obtenus, pour le mode fin, sont très proches de la valeur moyenne ce qui montre la forte dispersion des résultats. Pour ce mode, les écarts entre les propriétés de référence et celles retrouvées sont importants, compris entre -32% pour le rayon effectif et 65% pour le nombre de particules. Ces écarts sont moins importants sur le mode grossier, -18% pour le rayon effectif et +11% pour le nombre de particules. Par contre si on regarde le nombre total moyen de particules retrouvés ($0,94 + 0,44 = 1,38$) l'écart devient $\frac{1,38-1,00}{1,00} \cdot 100 = +38\%$.

À travers ces paragraphes il ressort de cette démarche plusieurs avantages. Tout d'abord, cet algorithme en deux étapes permet grâce à l'inversion de Klett de s'affranchir de l'étalonnage du système. Ensuite la deuxième partie de l'algorithme, permettant de remonter aux propriétés microphysiques des aérosols, s'est avérée précise et robuste.

Après les études de sensibilité menée dans le paragraphe 4.1.1, il apparait que la principale limitation de cet algorithme est la nécessité de connaître l'indice de réfraction des populations d'aérosols que l'on recherche. Certaines méthodes, proches de la notre, explorent la possibilité de considérer l'indice de réfraction inconnu (Veselovskii et al., 2002; Böckmann, 2001). Cependant l'indice de réfraction est supposé constant pour toutes les longueurs d'onde et pour tous les modes de distribution.

Les perspectives que l'on peut voir à ce travail seraient d'implémenter d'autres méthodes d'optimisation pour minimiser la norme $\|\mathbf{AC} - \mathbf{g}\|^2$, notamment des méthodes utilisant un lissage de la solution en ajoutant un terme de pénalité additionnel ($\Gamma(\nu)$). L'expression à minimiser devient : $\|\mathbf{AC} - \mathbf{g}\|^2 + \gamma\Gamma(\nu)$. Le terme de pénalité est défini comme $\Gamma(\nu) = \mathbf{C}^T \mathbf{H} \mathbf{C}$, où \mathbf{C}^T est la transposée de \mathbf{C} et \mathbf{H} est une matrice bande de lissage. $\Gamma(\nu)$ est donc un scalaire positif qui mesure la déviation de la solution par rapport aux critères de lissage. γ est le paramètre de Lagrange, il correspond à la force du lissage. Ce paramètre peut prendre des valeurs comprises entre 0 et ∞ .

La méthode présentée dans les paragraphes précédents est limitée par les hypothèses de l'inversion de « Klett-Fernald » et de l'indice de réfraction. Une des préoccupations est que cette méthode est limitée dans utilisation de longueurs d'onde dans l'infrarouge car la condition à la limite est compliquée à estimer. De plus la signature spectrale des propriétés optiques des aérosols laisse penser qu'il serait possible de retrouver le type des particules à partir de table d'indice de réfraction. Ce sont autant de motivations pour lesquelles le développement d'un nouvel algorithme a été initié.

4.2 Nouvelle approche : optimisation des signaux lidar

La démarche qui va être présentée s'inspire de travaux existants, dans lesquels une minimisation d'un χ^2 est réalisée (Müller and Quenzel, 1985; P., 1991; Sylvain Geffroy, 2004). Dans cette étude, le χ^2 représente l'écart sur toutes les longueurs d'onde entre les courbes de dépendance spectrale de l'extinction et de la rétrodiffusion, provenant de l'inversion des signaux lidar et de la simulation. Dans ce type d'algorithme, il est recherché soit les paramètres décrivant une fonction de distribution prédéfinie (log-normale, Junge (Junge, 1964), Djermendjan (Deirmendjian, 1969)), soit quelques points dans la distribution des particules. Une application de ce type de méthode sur des données réelles est décrite dans Guasta et al. (1994). Dans cette étude, portant sur des aérosols stratosphériques, il est montré que pour une incertitude de 5% sur les données, la distribution de taille est obtenue avec une incertitude de l'ordre de 10% dans le meilleur des cas.

Dans la suite nous proposons une étude préliminaire d'un algorithme d'optimisation permettant de remonter à la distribution en taille des aérosols ainsi qu'à leur type, sans utiliser l'hypothèse de Klett (1985) vue plus haut (paragraphe 4.1.1) et sans supposer l'indice de réfraction connu. La piste retenue est d'utiliser un algorithme génétique, utilisant la théorie de l'évolution de Darwin. Ce genre d'algorithme s'avère performant pour retrouver une fonction de distribution à partir de propriétés optiques des particules. Notamment, Ye et al. (1999) retrouvent la distribution des particules à partir de la diffusion angulaire de la lumière et d'un algorithme génétique. L'utilisation de ce type d'algorithme pour des applications lidar a déjà été réalisée (Sylvain Geffroy, 2004). Dans cette étude, quelques points de la distribution en taille des particules sont retrouvés à 500m d'altitude et sont comparés avec une distribution obtenue par un granulomètre au sol. Les coefficients optiques nécessaires à cet algorithme sont obtenus après inversion de signaux lidar par la méthode de Klett (1985) à 4 longueurs d'onde.

4.2.1 Description de l'algorithme génétique

Nous cherchons à retrouver les propriétés des aérosols que sont la distribution en taille et le type à partir de signaux lidar à plusieurs longueurs d'onde. Nous faisons l'hypothèse que la distribution a une forme prédéfinie dont nous recherchons les paramètres. Une distribution de type log-normale est utilisée. Cette distribution en taille des aérosols est représentée par une somme de log-normales, allant de 1 à 3 modes (cf. Eq.2.2.1). Les paramètres que l'on cherche à retrouver sont donc les trois paramètres définissant une distribution log-normale ainsi que le type de particules. On peut résumer ces paramètres dans le vecteur suivant :

$$\begin{pmatrix} N_i \\ R_{\text{mod}_i} \\ \sigma_i \\ \text{type}_i \end{pmatrix} \quad (4.2.1)$$

avec $i \in 1, 2, 3$ représentant le mode de la log-normale. N_i , R_{mod_i} et σ_i sont respectivement le nombre de diffuseurs, le rayon modal et l'écart-type du mode i considéré. Le dernier élément, type_i , est le type de particules considérées (exemple : suie).

Si on considère une distribution à 3 modes notre population initiale est constituée de 12 inconnues. Cependant nous pouvons ajouter des contraintes en apportant de l'information. Notamment le type de particule est recherché parmi une liste de 12 éléments qui sont : acide sulfurique, noir de carbone, suie, sel de mer, hydrosoluble, insoluble (dans l'eau), kaolin, organique, poussière désertique, cendres, silicate, sulfate. À chaque élément est associé un spectre d'indice de réfraction, allant de 200nm à 3000nm. Cela permet de travailler avec des solutions qui sont « physiques ». Quant aux paramètres de la fonction de distribution, ils sont recherchés dans un certain intervalle. Un exemple de plage de variation des paramètres de la fonction de distribution est donné dans la table 4.11. Ainsi,

$$\begin{pmatrix} N_{\min_i} \\ R_{\min \text{ mod}_i} \\ \sigma_{\min_i} \end{pmatrix} \leq \begin{pmatrix} N_i \\ R_{\text{mod}_i} \\ \sigma_i \end{pmatrix} \leq \begin{pmatrix} N_{\max_i} \\ R_{\max \text{ mod}_i} \\ \sigma_{\max_i} \end{pmatrix} \quad (4.2.2)$$

Mode	N_i	$R_{\text{mod}_i} (\mu m)$	σ
$i = 1$	[100000-10000]	[0,005-0.05]	[0-3]
$i = 2$	[10000-1000]	[0.05-1]	[0-3]
$i = 3$	[1000-100]	[1-10]	[0-3]

TABLE 4.11 – Plages de variation des variables de la population initiale des aérosols dans l'algorithme génétique. Exemple d'une fonction de distribution à trois modes comme définis dans Jacobson (2005).

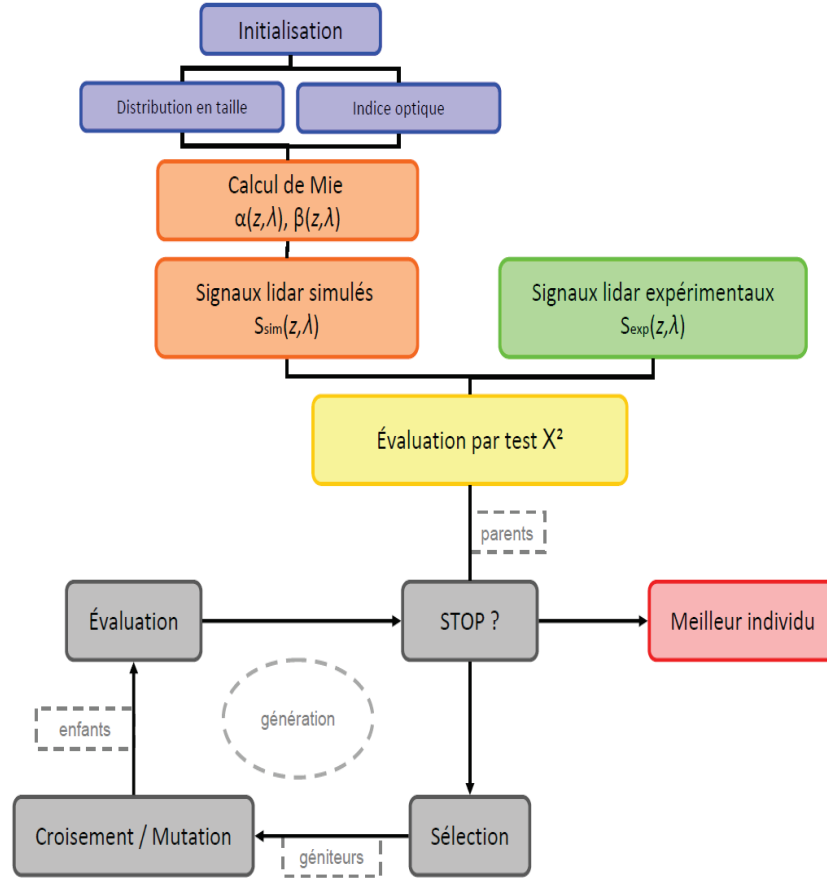


FIGURE 4.18 – Principe de l'algorithme génétique appliqué à notre étude.

Le principe de l'algorithme génétique développé est schématisé sur le graphique 4.18.

- La première étape consiste à initialiser notre population constituée de M individus. Chaque individu est représenté par le vecteur 4.2.1 dont chaque paramètre est tiré aléatoirement dans leur intervalle de variation. Ainsi à chaque individu est associé une fonction de distribution et un indice de réfraction spectral. Pour chaque individu il est donc possible de calculer le coefficient d'extinction et de rétrodiffusion. Ici un code de Mie a été utilisé donc l'hypothèse de sphéricité des particules est faite. Ensuite il faut connaître la fonction de répartition des

aérosols en fonction de l'altitude pour pouvoir générer des signaux lidar. Pour cela on fait l'hypothèse que si on normalise le signal « référence » on obtient la fonction de distribution du nombre de particules en fonction de l'altitude. Ainsi en multipliant cette fonction par le nombre de particules au sol on obtient leur répartition en fonction de l'altitude. Cela suppose ici que l'on considère une couche atmosphérique où le type de particules, le rayon modal et l'écart-type de la fonction de distribution sont constants en fonction de l'altitude. Alors il est possible de calculer les propriétés optiques de toute l'atmosphère pour chaque longueurs d'onde. Avant de pouvoir générer des signaux lidar multispectraux correspondant à chaque individu, il est nécessaire de connaître les paramètres instrumentaux du lidar. Cela permet de simuler la constante d'étalonnage intervenant dans l'équation lidar 3.2.1. Ce modèle a été présenté et utilisé dans le chapitre « Modélisation de signaux lidar ». Les mêmes paramètres sont utilisés ici. Une fois tout cela mis en place on peut alors générer les signaux spectraux de chaque individu.

- Ensuite on compare les signaux modélisés pour chaque individu aux signaux « référence » par la méthode du χ^2 (Eq 4.2.3). $S_{\text{ref}}(z, \lambda_j)$ représente les signaux lidar multispectraux dont on veut retrouver les caractéristiques des aérosols. On les appellera signaux « référence ». $S_{\text{sim}}(z, \lambda_j)$ sont les signaux multispectraux issus du simulateur correspondant aux caractéristiques d'un individu. Z_{max} et J sont, respectivement, l'altitude maximale de la couche que l'on étudie et le nombre de longueurs d'onde du jeu de signaux « référence ».

$$\chi^2 = \sum_{j=1}^J \sum_{z=0}^{Z_{\text{max}}} \frac{1}{Z_{\text{max}}} \frac{1}{J} \frac{(S_{\text{sim}}(z, \lambda_j) - S_{\text{ref}}(z, \lambda_j))^2}{\epsilon^2} \quad (4.2.3)$$

Ainsi chaque individu a un score. On peut alors classer la population par score croissant du χ^2 . Ces individus, issus de l'initialisation, qui ont été évalués sont appelés parents. Si un individu satisfait un certain seuil prédéfini alors l'algorithme s'arrête et le « meilleur » individu est trouvé.

- Si aucun individu ne satisfait au critère imposé sur le χ^2 alors des itérations, appelés générations, sont faites. Au cour d'un génération, le premier processus appelé sélection, permet de garder les parents avec le χ^2 le plus faible. Ici nous avons choisi de garder dans notre population que le premier tiers des meilleurs parents appelés les géniteurs. Le deuxième tiers de notre population est obtenu par croisements et mutations des géniteurs. Le dernier tiers provient de nouveau individus dont les paramètres sont tirés aléatoirement, comme lors de l'initialisation, afin d'assurer une certaine diversité. Cet algorithme fonctionne avec un nombre d'individus constant. Un croisement consiste à un échange de 1 ou plusieurs éléments (ou gènes) du vecteur 4.2.1 entre deux géniteurs. Le nombre de gènes affectés par un croisement est tiré aléatoirement. Une mutation correspond à une petite variation d'un gène d'un individu. Pour les paramètres de la distribution, cela consiste à l'ajout d'un pourcentage compris entre -15 et 15% de la valeur. Pour le type de particule, une mutation consiste à un tirage aléatoire entre les 4 indices les plus proches spectralement de celui du géniteur. Des taux de probabilité sont associés à ces deux évènements (mutation / croisement).
- Cette nouvelle population est évaluée comme précédemment. Ce processus se répète tant qu'aucun individu ne satisfait le seuil imposé sur le χ^2 ou qu'on a atteint un certain nombre de génération (itération de l'algorithme).

4.2.2 Résultats préliminaires

Considérons une fonction de distribution mono-modale. La première étape a été de générer des signaux multispectraux à l'aide du simulateur lidar présenté précédemment. Nous appellerons ces signaux, « référence ». Les paramètres instrumentaux sont les mêmes que ceux définis dans le chapitre

3. Comme dans le paragraphe précédent il faut maintenant définir la fonction de distribution au niveau du sol. Les paramètres de la fonction de distribution sont : $N=60 \text{ part. cm}^{-3}$, $R_{\text{mod}} = 0.2 \mu\text{m}$, $\sigma = 2,0$. Nous considérons dans un premier temps des particules de type suie, car ce type a une variation spectrale de son indice de réfraction importante sur les longueurs d'onde qui nous intéressent. C'est donc un aérosol avec une forte signature qui est plus facile à retrouver avec cet algorithme. Nous n'utiliserons dans cet algorithme que les 3 longueurs d'onde typique du Nd :YAG : 355, 532 et 1064nm. Les signaux de « référence » et ceux générés par l'algorithme génétique sont bruités.

Pour ce qui est des paramètres de l'algorithme génétique, une population constituée de 18 individus est considérée. Aucun seuil n'est fixé sur les scores du χ^2 , l'algorithme s'arrête donc au bout d'un certain nombre de générations (ici 30). Dans un premier temps la constante d'étalonnage est considérée comme parfaitement connue. La population et le nombre de génération n'ont pas besoin d'être plus élevé car en considérant un aérosol de type suie et sans considérer d'erreur sur la constante d'étalonnage on s'est placé dans un cas favorable.

La figure 4.19 représente l'occurrence des types de particules présents dans les parents à chaque génération. Dans cet exemple, le type suie est assez vite retrouvé malgré une initialisation où ce type n'est pas présent. Ensuite son occurrence ne fait que augmenter jusqu'à ce que tous les parents soient tous de ce type. Cela montre bien qu'un type de particules dont l'indice de réfraction a une forte signature spectrale est plus facile à retrouver (cf. Fig 2.2).

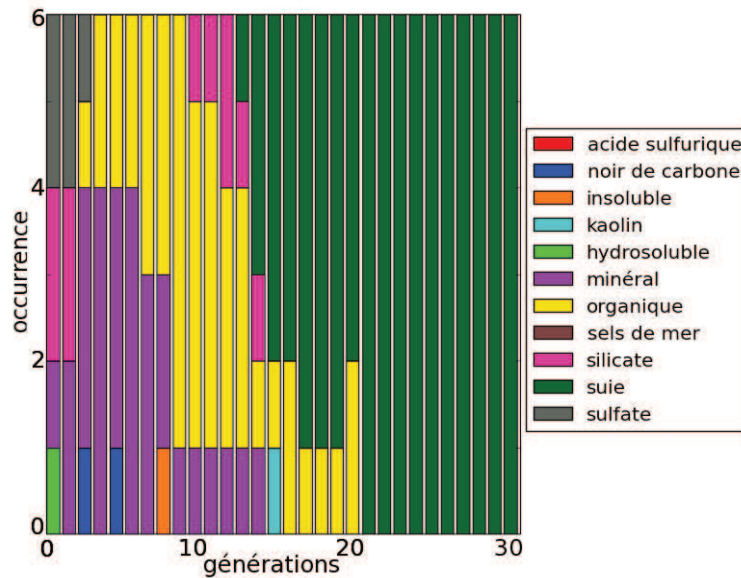


FIGURE 4.19 – Occurrence des types de particules présents dans les parents à chaque génération.

Afin de pouvoir faire des statistiques nous avons fait tourner 30 fois cet algorithme. Les statistiques répertoriées dans la table 4.12 portent sur le meilleur individu obtenu. Dans cette table sont présentées les valeurs de référence utilisées pour générer les signaux « référence », l'intervalle de recherche choisi pour chaque paramètre, ainsi que les valeurs retrouvées en moyennes et en écarts-types.

Dans ce cas favorable, l'algorithme retrouve à chaque fois le bon type de particules (suie). De plus les paramètres de la fonction de distribution sont retrouvés précisément. La table 4.12 montre un écart, entre les paramètres retrouvés et les paramètres « référence », qui est compris entre 1 et 2% pour le nombre de particules et la largeur de la distribution. Pour ce qui est du rayon modal il est

	Type	Nombre particules ($part.cm^{-3}$)	Rayon modal (μm)	σ (-)
référence	suie	60,00	0,30	2,00
Plage de variation	12 éléments	[0,01 – 500]	[0,01 – 5,00]	[1,00 – 2,50]
Propriétés retrouvées	suie(100%)	$59,27 \pm 21,32$	$0,33 \pm 0,12$	$1,96 \pm 0,25$

TABLE 4.12 – Résumé des paramètres permettant de générer les signaux « référence », ainsi que ceux retrouvés (« meilleur individu ») par l'algorithme. Sont présentées aussi, les plages de variation dans lesquelles les solutions sont recherchées.

retrouvé avec un écart de 10%. Pour les écarts-types, ils sont trois fois inférieurs à la valeur moyenne pour le nombre de particules et le rayon modal et 7 fois inférieurs pour la largeur de la distribution.

Ensuite nous avons donc mené exactement la même étude mais sur un type de particules moins « favorable » (hydrosoluble). La dépendance spectrale de l'indice de réfraction de chaque type présentée sur la figure 2.2 montre que le type hydrosoluble, surtout pour sa partie réel, est proche d'autres types de particules.

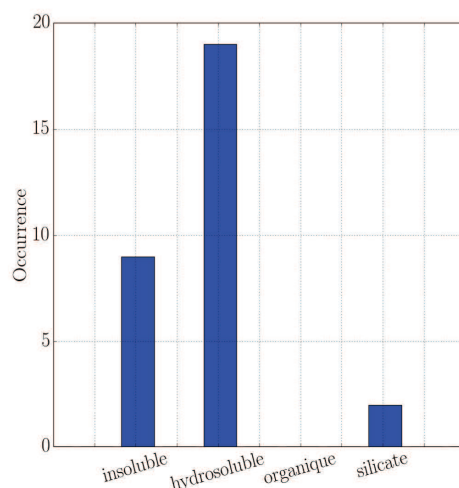


FIGURE 4.20 – Occurrence des types de particules des meilleurs individus retrouvés par l'algorithme à l'issue de 30 simulations

Considérer un cas d'aérosols hydrosolubles implique des précisions moins bonnes que lorsque le type de référence est de type suie. Les paramètres retrouvés sont résumés dans la table 4.13. On voit que l'algorithme ne retrouve pas toujours le bon type de particules, le type hydrosoluble a été retrouvé 19 fois, tandis que les types insoluble et silicate ont été retrouvés respectivement avec une occurrence de 9 et 2 (figure 4.20). Les aérosols insolubles et silicates sont les types les plus proches au niveau de l'indice de réfraction du type hydrosoluble (figure 2.2). Les propriétés de la fonction de distribution, résumées dans la table 4.13, prennent en compte aussi les cas où l'algorithme s'est trompé de type de particules. Les écarts entre propriétés de référence et propriétés retrouvées sont de -21% pour le nombre de particules, +33% pour le rayon modal et -12% sur la largeur de la distribution.

Considérons maintenant l'expérience précédente à laquelle une erreur spectrale aléatoire de $\pm 15\%$ est ajoutée sur la constante d'étalonnage. Sinon tous les paramètres de l'expérience précédente sont conservés. Les occurrences des types d'aérosols des meilleurs individus retrouvés sont représentés sur

	Type	Nombre particules ($part.cm^{-3}$)	Rayon modal (μm)	σ (-)
référence	hydrosoluble	60,00	0,30	2,0
Propriétés retrouvées	hydrosoluble(63%)	$47,41 \pm 35,61$	$0,40 \pm 0,27$	$1,76 \pm 0,32$
Erreur	37%	-21%	+33%	-12%

TABLE 4.13 – Résumé des paramètres permettant de générer les signaux « référence », ainsi que ceux retrouvés (« meilleur individu ») par l’algorithme. Sont présentées aussi, les plages de variation dans lesquelles les solutions sont recherchées.

la figure 4.21. Les paramètres de la fonction de distribution retrouvés sont présentés dans la table 4.14.

Lorsqu’une erreur aléatoire est considérée sur la constante d’étalonnage, le bon type d’aérosols (hydrosoluble) est le plus souvent retrouvé (occurrence = 8) mais seulement dans 27% des cas. La table 4.14 montre que la prise en compte de cette erreur impact plus le nombre de particules retrouvé que les autres paramètres de la distribution. À partir de ces paramètres retrouvés de la distribution, les propriétés telles que la concentration massique, la surface totale ou encore le rayon effectif peuvent être déduits. On peut ainsi les comparer avec les propriétés de « référence ». Alors les écarts obtenus sont : -28,4% sur la surface totale, -13,5% sur le rayon effectif et 38,2% sur la concentration massique. Ces résultats peuvent être mis en perspective avec ceux obtenus dans le « cas 2(b) » du paragraphe 4.1.2. En effet dans cette étude une erreur aléatoire de $\pm 15\%$ sur le rapport lidar était considérée et des signaux bruités étaient utilisés. Les écarts obtenus dans cette expérience étaient de 27% sur le nombre de particules, 5% sur la surface, -7% sur le rayon effectif et -5% sur la concentration massique. On peut voir que les écarts sont bien moins importants dans cette étude. Cependant l’indice de réfraction était supposé connu alors que ce n’est pas le cas dans l’algorithme génétique.

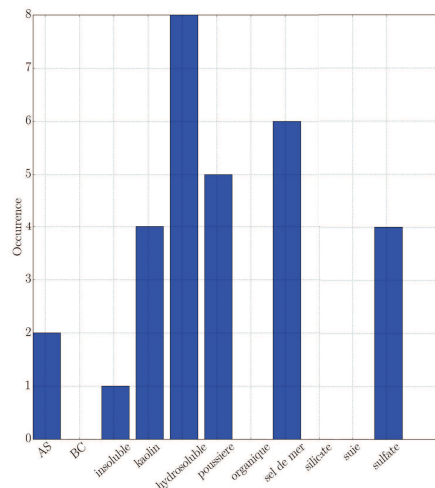


FIGURE 4.21 – Occurrence des types de particules des meilleurs individus retrouvés par l’algorithme à l’issue de 30 simulations. AS et BC correspondent respectivement à acide sulfurique et black carbon.

La précision obtenue sur les propriétés retrouvées prend en compte toutes les simulations, donc y compris celle où l’algorithme s’est trompé de type. Lorsque l’on regarde les scores au χ^2 des meilleurs individus de chaque simulation on s’aperçoit que ce sont toujours les individus qui ont le bon type qui donnent le meilleur score. Sachant que, dans l’algorithme génétique, les « meilleurs individus » ayant

le bon type retrouvé ont l'occurrence la plus forte (figure 4.21). On pourrait alors recalculer ces écarts mais en considérant que les simulations où le bon type est retrouvé. Si on fait cela ces écarts deviennent : 29,4% sur le nombre de particules, 13,6% sur la surface, -7,1% sur le rayon effectif et -17,3% sur la concentration massique. Ces écarts se rapproche donc de ceux obtenus par la méthode précédentes.

	Type	Nombre particules ($part.cm^{-3}$)	Rayon modal (μm)	σ (-)
référence	hydrosoluble	60,00	0,30	2,0
Propriétés retrouvées	hydrosoluble(27%)	$32,2 \pm 30,42$	$0,42 \pm 0,29$	$1,71 \pm 0,37$
Erreur	73%	-46%	+40%	-15%

TABLE 4.14 – Résumé des paramètres permettant de générer les signaux « référence », ainsi que ceux retrouvés (« meilleur individu ») par l'algorithme. Sont présentées aussi, les plages de variation dans lesquelles les solutions sont recherchées.

On pourrait donc augmenter le nombre de générations ou mettre un seuil au χ^2 pour améliorer la précision notamment sur le type retrouvé. Mais ce qu'on observe, dans le cas complexe d'aérosols hydrosolubles, c'est que la courbe d'évolution du χ^2 en fonction du nombre de génération décroît moins rapidement que lorsque le type d'aérosols de référence est suie. Cela explique aussi en partie pourquoi les résultats sont moins bon dans ce cas. Cependant en augmentant le nombre de génération ou même la taille de la population, le temps de calcul s'accroît assez vite. La principale source d'amélioration viendrait des croisements et de mutations qui pourraient être choisis différemment pour être plus efficace. De plus l'initialisation pourrait être aussi améliorée notamment pour que chaque type soit représenté dans la population initiale. Il est bien connu que l'initialisation dans ce type d'algorithme est cruciale.

Pour l'instant n'importe quel type d'aérosols peut être choisi pour un rayon modal fixé. Or on sait que les aérosols minéraux ou encore les sels de mer sont des aérosols plutôt de taille inférieure à $1\mu m$. Tout comme les suies sont des aérosols de taille fine. Ainsi en mettant un filtre sur le type par rapport au rayon modal considéré on aurait éliminé dans l'exemple cité ici les trois types qui ont la plus grande occurrence après le type hydrosoluble, c'est à dire les types sels de mer (occurrence : 6) , minéral (occurrence : 5) et kaolin (occurrence : 4).

Cet algorithme montre des résultats préliminaires encourageants. Les précisions obtenues par cette méthode sont plus faibles que celle présentée dans le paragraphe 4.1.2. Mais la recherche du type de particules ainsi que l'affranchissement de l'algorithme aux hypothèses nécessaires dans « Klett-Fernald », en font une piste intéressante. Le dernier avantage significatif de cet algorithme est de pouvoir utiliser un grand nombre de longueurs d'onde. En effet la difficulté d'inverser les signaux lidar pour des longueurs d'onde au dessus de $1\mu m$ par la méthode « Klett-Fernald », à cause du manque de contribution moléculaire au signal, est ici évitée.

Pour ce qui est des limitations de cette méthode, la principale provient de l'étalonnage de l'instrument. En effet lors de la simulation des signaux lidar on prend en compte un modèle instrumental qui doit être connu. Il a déjà été discuté dans les chapitres précédents de l'importance de cette étape d'étalonnage et des pistes sont actuellement étudiées pour répondre à ce point dur. Il pourrait aussi être envisagé d'ajouter l'estimation de la fonction d'étalonnage dans le schéma de cet algorithme.

La principale perspective sur cette méthode serait la prise en compte de plusieurs modes pour la fonction de distribution. On pourrait ainsi séparer les types recherchés par mode. Les minéraux et

les sels de mer dans un mode grossier et les suies dans un mode fin par exemple. En passant à plusieurs modes, les paramètres de la fonction de distribution seront aussi plus contraints. Deuxièmement on pourrait ajouter un poids variable aux longueurs d'ondes dans les calculs du χ^2 pour chaque type d'aérosols. Cela permettrait de donner du poids dans les zones spectrales où les aérosols signent le plus.

Chapitre 5

Exploitation des méthodes développées.

Sommaire

5.1	Impact de la forme et de l'humidité des particules sur les propriétés microphysiques retrouvées par lidar multispectral	80
5.1.1	Simulations des propriétés optiques des poussières et des signaux lidar multispectraux correspondants	81
5.1.2	Propriétés microphysiques retrouvées à partir de signaux lidar dans le cas d'aérosols non-sphériques.	86
5.2	Application sur des signaux réels : épisode de poussières désertiques au dessus de Barcelone	90

Dans ce chapitre seront abordées deux applications de la méthode d'inversion, détaillée dans les paragraphes 4.1.1 et 4.1.2. Dans un premier temps cette méthode sera utilisée sur un jeu de signaux lidar synthétiques. Un des objectifs sera d'estimer l'erreur commise par notre algorithme (où l'hypothèse de sphéricité des particules est faite) sur les propriétés microphysiques retrouvées lorsque qu'une couche de particules non-sphériques et/ou enrobées d'un pellicule d'eau est présente sur la ligne de visée du lidar. La deuxième application portera sur l'utilisation de cette même méthode sur un jeu de signaux lidar multispectraux mesurés au dessus de Barcelone lors d'un épisode de poussières désertiques. Les propriétés microphysiques retrouvées par notre algorithme pourront être comparées à celles du réseau AERONET.

5.1 Impact de la forme et de l'humidité des particules sur les propriétés microphysiques retrouvées par lidar multispectral

Les poussières minérales, ainsi que les sels de mer, sont les aérosols primaires les plus abondants dans l'atmosphère de la Terre (rapport IPCC 2007, Forster et al. (2007)). Ils ont tous les deux un long temps de résidence dans l'atmosphère. De nombreuses études ont montré que les poussières minérales ont un impact non négligeable sur le bilan radiatif de la Terre (Sokolik et al., 2001). Ce sont autant de motivations qui ont conduit de nombreux travaux à mieux caractériser ces aérosols. Pour ce faire il y a une grande diversité des techniques de mesures mises en place. Les mesures *in situ*, au sol ou dans l'atmosphère, ont montré la grande complexité des poussières. Notamment, les analyses par microscopie électronique révèlent que les particules ont des formes uniques et irrégulières (Nousiainen, 2009). De plus, durant leur transport les poussières peuvent subir des modifications de leur propriété et leur composition. Notamment les poussières peuvent finir par avoir un comportement hygroscopique. Par exemple des images obtenues par microscopes électronique à transmission (TEM : transmission electron microscope) montrent des poussières enrobées d'une couche de sulfate ou de nitrate (Semeniuk et al., 2007; Li and Shao, 2009).

Les mesures *in situ* étant ponctuelles et locales, les techniques de télédétection offrent une alternative pour suivre les épisodes de poussière et caractériser les particules à distance et en continue. Ces techniques utilisent la plupart du temps des algorithmes d'inversion où il est nécessaire de simuler les propriétés optiques des aérosols. Plusieurs travaux ont cherché à simuler précisément les propriétés optiques des poussières, notamment en se basant sur des formes particulières de particules (ellipses, cylindres, structures fractales, sommes de gaussiennes, etc.) ou encore en modélisant la forme de la particule à partir d'images TEM (Nousiainen et al., 2006; Nousiainen, 2009; Nousiainen et al., 2011). Cependant ces modèles sont complexes et coûteux en temps de calcul c'est pourquoi lors des inversions dans les problèmes de télédétection, en particulier en lidar, des modèles de Mie sont souvent utilisés. En considérant ce type de modèle, les hypothèses d'aérosols sphériques et non hygroscopiques sont faites. On peut quand même citer Veselovskii et al. (2010) où les particules non-sphériques sont prises en compte dans un algorithme retrouvant leurs propriétés microphysiques à partir de signaux lidar multispectraux. Pour faire cela, les propriétés optiques des particules non-sphériques proviennent d'une base de données (Look-up Table) générée par le code T-matrix (Mishchenko et al., 1996). Ce code ne simule que des formes ayant un axe de rotation (cylindres, ellipses, etc.).

En partant du constat que la non-sphéricité ainsi que l'hygroscopie des aérosols sont rarement prises en compte dans les problèmes d'inversion des propriétés microphysiques des aérosols par lidar à rétrodiffusion, nous avons voulu dans un premier temps quantifier l'impact de telles particules sur les signaux lidar. Pour cela plusieurs atmosphères ont été simulées, dans lesquelles un nuage de poussières désertiques est présent. Dans ces différentes simulations les poussières modélisées peuvent être sphériques ou non-sphériques. De plus ces particules peuvent aussi être enrobées d'une pellicule d'eau. Ainsi notre simulateur peut comparer les signaux provenant des différentes simulations. Dans un deuxième temps l'algorithme, présenté dans les paragraphes 4.1.1 et 4.1.2, est utilisé pour retrou-

ver les propriétés microphysiques des particules de chacune des atmosphères simulées. Cet algorithme, proche des méthodes de l'état de l'art, utilise un code de Mie et fait donc l'hypothèse de particules sphériques et non hygroscopiques. Ainsi on peut quantifier l'erreur que l'on commet lorsque la forme et l'enrobage des particules ne sont pas prises en compte dans les inversions.

5.1.1 Simulations des propriétés optiques des poussières et des signaux lidar multispectraux correspondants

L'analyse en laboratoire de poussières désertiques captées dans l'atmosphère, montre que l'approximation de la sphéricité peut être mise en cause. Les images prises avec un microscope électronique en transmission (TEM) (Chou et al., 2008; Matsuki et al., 2010; Lindqvist et al., 2013) présentent des aérosols minéraux pouvant avoir des formes parallélépipédiques (figure 5.1(a)). Mais aussi ces aérosols minéraux peuvent s'enrober d'une pellicule suite à leur vieillissement dans l'atmosphère (Li and Shao (2009), Semeniuk et al. (2007)) (figure 5.1(b)).

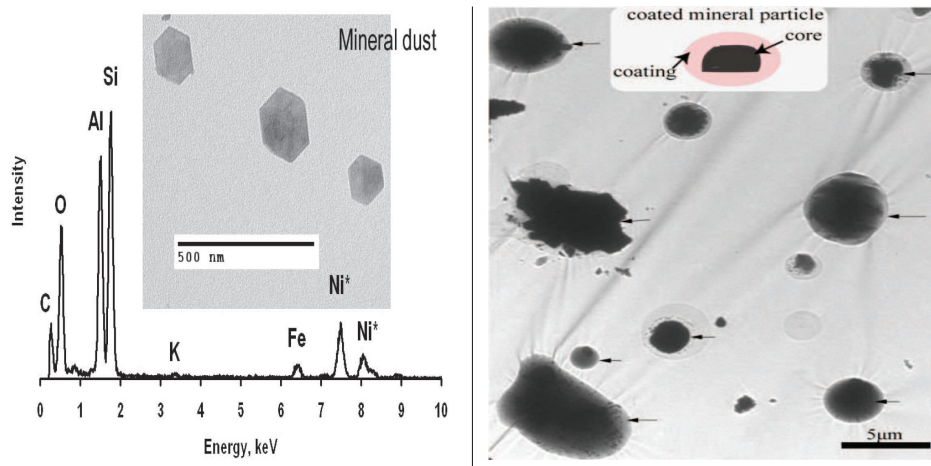


FIGURE 5.1 – Exemples d'images au microscope électronique, de minéraux en suspensions dans l'air. (a) aérosols minéraux secs de forme parallélépipédiques (Matsuki et al., 2010), (b) aérosols minéraux enrobés de sulfate ou de nitrate (Li and Shao, 2009)

Des travaux très complets modélisent les propriétés optiques de poussières en simulant de nombreuses formes pouvant être complexes (Nousiainen, 2009). Ici nous nous intéressons juste à quelques formes de particules. Nous avons choisi un pavé quelconque et une sphère de même volume. Ces particules peuvent être recouvertes d'une pellicule d'eau. Même si ces cas particuliers ne sont pas forcément "réalistes", ils s'approchent néanmoins de certains aérosols observés. Au niveau de la forme (figure 5.1(a), Matsuki et al. (2010)) ou de l'enrobage (figure 5.1(b), Li and Shao (2009)). Il ne s'agit pas de vouloir modéliser au plus près la réalité les aérosols atmosphériques mais plutôt d'évaluer l'impact de ce type de forme et d'enrobage sur les signaux lidar. Et ensuite d'estimer les erreurs commises sur les propriétés microphysiques lorsque ces formes et enrobages ne sont pas pris en compte dans les inversions lidar.

Ainsi 4 simulations de particules vont être considérées : des poussières sphériques homogènes, des poussières sphériques enrobées d'une pellicule d'eau, des poussières parallélépipédiques homogènes et des poussières parallélépipédiques enrobées d'une pellicule d'eau. Quelle que soit la taille de ces particules elles ont le même volume équivalent. Les paramètres géométriques des pavés considérés sont calculés à partir du rayon des particules sphériques homogènes. Les dimensions des pavés homogènes sont : $\frac{r}{2}$, $\frac{3}{4}r$ et $1,40r$. Pour les particules enrobées, le volume d'eau représente 75% du volume total.

Cela est cohérent avec l'étude de Möhler et al. (2005) où la fraction du volume moyen de l'enrobage par rapport au volume total de l'aérosol varie entre 21% et 81%. Pour les pavés, la forme de la pellicule d'eau choisie est une ellipsoïde recouvrant la particule.

Les propriétés optiques de ces différentes formes d'aérosols ont été calculées à partir de deux codes de calculs différents. Sont utilisés, le code de Mie DMiLay (Bohren and Huffman, 1983)) pour les formes sphériques et le code DDscat (Draine and Flatau, 2012) pour les pavés. Ces modèles ont été présentés dans le paragraphe 3.3. La distribution en taille choisie est celle utilisée dans (Lindqvist et al., 2013) car dans cet article le rapport lidar est calculé à 532nm pour des aérosols sphériques et non-sphériques. Cela nous permet d'avoir un point de comparaison et de validation de notre chaîne de calculs. Cette fonction distribution suit une loi log-normale de rayon modal $0.4\mu\text{m}$ avec un écart type de 2. La table d'indices optiques utilisée est décrite dans la table 5.1. Pour le nombre de particules une valeur de $N=300\text{part.m}^{-3}$ est utilisée. Cette valeur est reprise d'une mesure effectuée par avion lors d'un épisode de poussières désertiques (Chou et al., 2008).

Lorsque l'on veut modéliser les propriétés optiques de particules de formes particulières, le temps de calcul et la ressource mémoire peuvent poser problème. Tout d'abord pour une taille et une longueur d'onde fixées il faut moyenner les résultats sur plusieurs orientations pour obtenir les calculs des sections efficaces. Par exemple, pour une particule de $1\mu\text{m}$ en moyennant sur 64 orientations et pour une longueur d'onde de 355nm, le temps de calcul est d'environ 10min et demande 7Gb de RAM. En effet plus le paramètre de taille est grand plus les calculs sont importants. De plus pour calculer les coefficients d'extinction et de rétrodiffusion, qui sont des mesures intégrées sur une fonction de distribution, il faut connaître les sections efficaces pour chaque rayon de la fonction. Nous avons choisi un pas sur les rayons « raisonnable », de $0.1\mu\text{m}$, ce qui permet de limiter les calculs tout en gardant les oscillations sur les efficacités. De même nous avons coupé la distribution à $2\mu\text{m}$ pour ne pas avoir à calculer les sections efficaces au delà de ce rayon. Lorsqu'on regarde la convergence de l'intégrale des coefficients d'extinction et de rétrodiffusion, on s'aperçoit que l'asymptote est atteinte pour un rayon de $6\mu\text{m}$. Cependant pour cette taille de particule le paramètre de taille devient grand et les calculs extrêmement longs (plusieurs jours / 300Gb de RAM).

Longueur d'onde	Indice optique : Minéraux	Indice optique : Eau
355 nm	$1,53 - 1,64 * 10^{-02}i$	$1,34 - 5,81 * 10^{-09}i$
387 nm	$1,53 - 1,40 * 10^{-02}i$	$1,34 - 2,66 * 10^{-09}i$
532 nm	$1,53 - 6,40 * 10^{-03}i$	$1,33 - 9,50 * 10^{-10}i$
800 nm	$1,53 - 3,99 * 10^{-03}i$	$1,33 - 1,23 * 10^{-07}i$
900 nm	$1,53 - 4,00 * 10^{-03}i$	$1,33 - 4,59 * 10^{-07}i$
1300 nm	$1,53 - 5,19 * 10^{-03}i$	$1,32 - 2,54 * 10^{-05}i$
1590 nm	$1,53 - 5,90 * 10^{-03}i$	$1,31 - 7,23 * 10^{-05}i$

TABLE 5.1 – Table d'indices optiques des minéraux et de l'eau utilisée pour les simulations de cette étude (base de données HITRAN).

Les efficacités d'extinction et de rétrodiffusion, des différentes formes et enrobages en fonction du rayon de la particule sphériques, sont représentées sur la figure 5.2. Ces efficacités sont représentées pour les longueurs d'onde de 355nm (première ligne de la figure 5.2) et de 1300nm (deuxième ligne de la figure 5.2). On observe des différences assez marquées selon la forme et l'enrobage choisi. La première constatation est la présence d'oscillations sur les efficacités lorsque la forme de la particule est sphérique, surtout à 355nm. En effet plus la longueur d'onde augmente moins ces oscillations sont visibles. Le pas de calcul des efficacités entre les sphères et les pavés sur ces figures n'est pas le même (1.10^{-8}m pour les sphères et 1.10^{-7}m pour les pavés). Ce qui explique en partie l'absence d'oscillations pour les particules parallélépipédiques. Cependant même en augmentant le pas d'intégration il n'y a

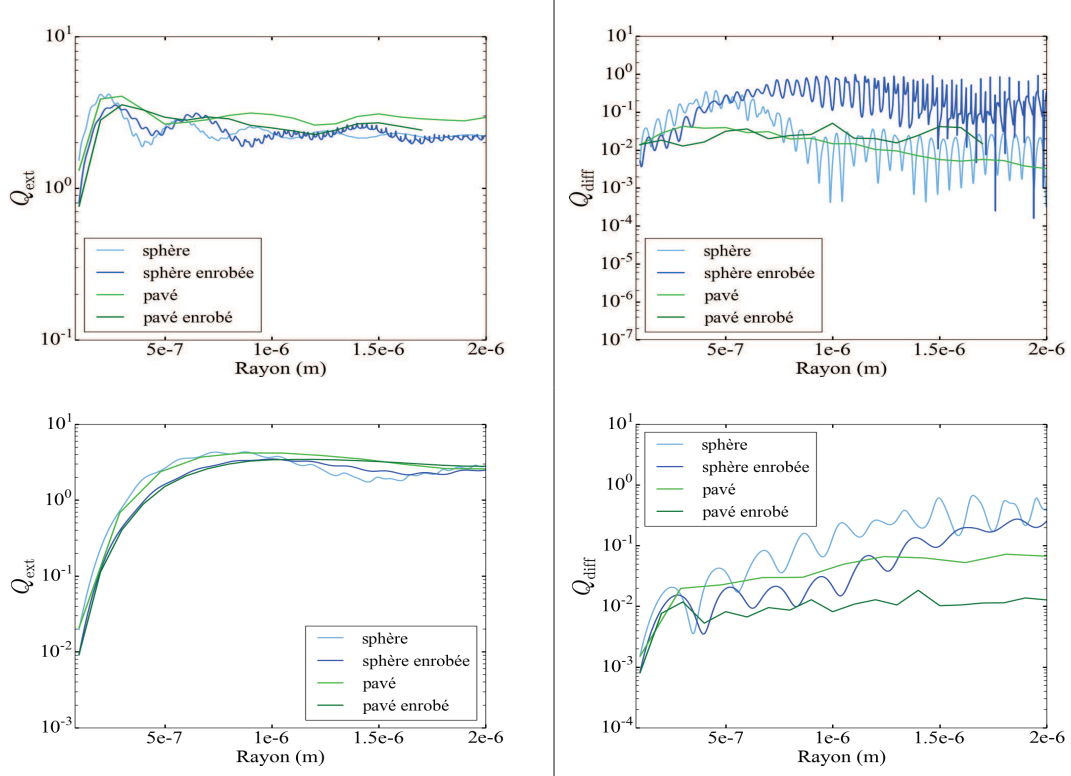


FIGURE 5.2 – Évolution de l'efficacité d'extinction et de rétrodiffusion pour différents enrobages en fonction du rayon de la particule à une longueur d'onde de 355 nm (1^{er} ligne) et à 1300nm (2^{eme} ligne)

toujours pas d'oscillations dans le cas d'un pavé homogène. Dans le cas d'un pavé enrobé d'une pellicule d'eau des oscillations apparaissent, elles sont visibles sur l'efficacité de rétrodiffusion. En effet une fois recouverts les pavés ont une forme de sphéroïde. Ces oscillations sont une signature des aérosols sphéroïdes. Par la suite, notamment pour calculer les coefficients d'extinction, le même pas de calcul est choisi pour toutes les formes et enrobages considérés ($dr = 1.10^{-7}m$).

On peut voir sur la Figure 5.2 que l'efficacité d'extinction tend vers la valeur 2 pour les rayons importants, cela signifie que l'on s'approche du domaine de l'optique géométrique où le rayon est grand devant la longueur d'onde. À 355nm, les efficacités sont peu sensibles à la présence de la couche d'eau. En effet les comportements des courbes des sphères et des sphères enrobées sont proches. De même pour les pavés et les pavés enrobés. Par contre lorsque la longueur d'onde augmente (ici à 1300nm), les efficacités sont plus sensibles à la présence d'eau et moins à la forme de la partie solide de l'aérosol. En effet à cette longueur d'onde le comportement des aérosols mono-couches (sphères et pavés) se sont rapprochés. De même pour les aérosols bi-couches (sphères enrobées et pavés enrobés).

Étant donnés les paramètres de la distribution ($R_{mod} = 0.4\mu m$), ce sont les efficacités inférieures à $1\mu m$ qui vont influencer le plus le calcul des coefficients d'extinction et de rétrodiffusion. Ces coefficients ont été calculés pour chaque forme et enrobage considérés précédemment et représentés sur la figure 5.3.

Pour les particules sphériques, l'effet du recouvrement par une pellicule d'eau sur les coefficients d'extinction est négligeable dans les domaines spectraux de l'UV et du visible. Par contre cet effet induit une diminution du coefficient d'extinction dans l'infra-rouge (NIR et SWIR). La présence d'un enrobage, sur les particules sphériques, diminue aussi le coefficient de rétrodiffusion sur tout le spectre, à l'exception de l'UV. Cela peut s'expliquer par l'augmentation du processus d'absorption.

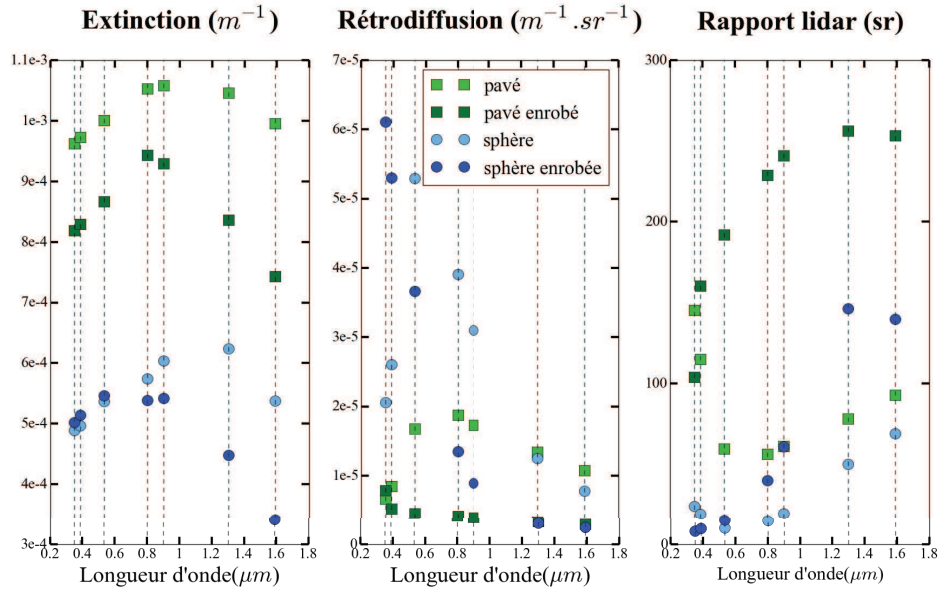


FIGURE 5.3 – Propriétés optiques calculées sur la distribution d’aérosols minéraux utilisée dans Lindqvist et al. (2013) pour différentes formes, enrobées ou non d’eau. Le volume d’eau représente 75% du volume total de la particule.

Pour les particules parallélépipédiques, l’enrobage par une pellicule d’eau diminue globalement le coefficient d’extinction et le coefficient de rétrodiffusion. L’enrobage change la forme de la particule parallélépipédique et cela modifie le champ interne de la particule et donc son champ de diffusion. En effet la présence de la pellicule d’eau rend la particule ellipsoïdale, ce qui la rapproche de la forme sphérique. Cela explique la diminution du coefficient d’extinction. Le coefficient de rétrodiffusion des pavés homogènes est plus faible, entre 355nm et 1000nm, que celui des particules sphériques. Le même constat est fait dans Veselovskii et al. (2010).

Pour les longueurs d’onde supérieures à $1\mu m$, on peut voir que la forme des aérosols joue peu sur le coefficient de rétrodiffusion. En effet à 1300nm et 1600nm les coefficients de rétrodiffusion pour une sphère et un parallélépipède sont semblables. Il en est de même pour les formes de sphères ou de parallélépipèdes lorsqu’elles sont enrobées d’eau. Cela est lié au fait que ces longueurs d’onde sont proches de la limite du domaine spectral où la théorie de Mie s’applique et se rapprochent du domaine de l’optique géométrique.

En plus des coefficients optiques, le rapport lidar de ces particules est représenté sur la figure 5.3. Certaines valeurs du rapport lidar sont très élevées, notamment pour les pavés enrobés. Cependant comme on la vu dans le chapitre 2.3, certains types d’aérosols comme les suies peuvent individuellement avoir des rapports lidar élevés (figure 2.7). Il est vrai que dans l’atmosphère de telles valeurs n’ont pas été observées. Notamment car dans l’atmosphère, les propriétés optiques proviennent de la contribution de nombreuses espèces, formes, etc.

Dans Lindqvist et al. (2013) il est mentionné que les particules sphériques surestiment le coefficient de rétrodiffusion pour la longueur d’onde de 532nm. On peut observer ce même phénomène dans notre étude avec des coefficients de rétrodiffusion plus importants pour les particules sphériques aux longueurs d’onde inférieures à $1\mu m$. On peut comparer les rapports lidar calculés dans notre étude avec ceux obtenus dans Lindqvist et al. (2013) à 532nm. Pour des aérosols sphériques, à 532nm, un rapport lidar de 7 sr est calculé dans notre étude, contre un rapport lidar de 4 sr dans l’article. En

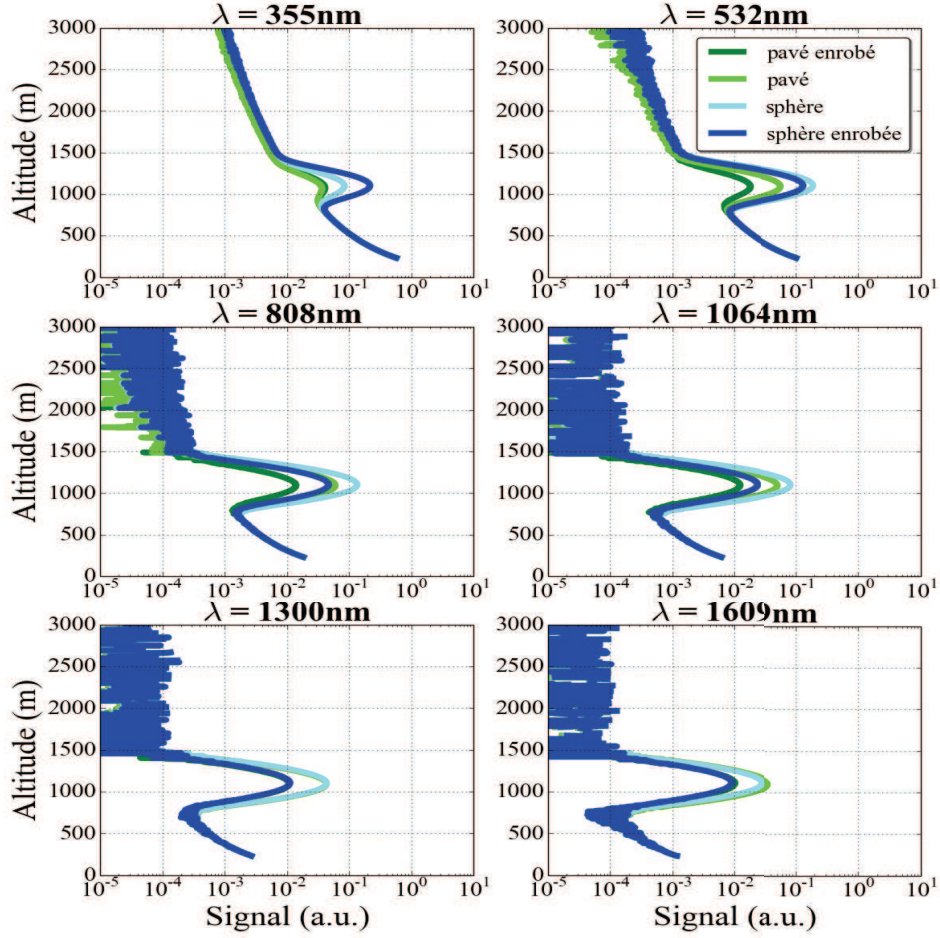


FIGURE 5.4 – Signaux lidar simulés dans une atmosphère avec un nuage d'aérosols minéraux

plus des aérosols sphériques, Lindqvist et al. (2013) ont simulé des formes d'aérosols à partir d'images TEM. Plus particulièrement dans l'article une forme d'aérosols allongée avec des arrêtes est simulée. Elle présente des similarités avec notre forme d'aérosols parallélépipédiques et l'indice de réfraction de cette étude est proche de celui de la table 5.1 à 532nm ($m_{\text{lindq.}} = 1.6 + i0.0035$, $m_{\text{tab.5.1}} = 1.53 + i0.0064$). Le rapport lidar calculé pour cette forme dans l'article est de 50 sr tandis que pour les parallélépipèdes nous trouvons une valeur de 58 sr à 532nm. Les différences observées entre notre étude et celle de Lindqvist et al. (2013) sur les rapports lidar proviennent pour le cas des sphères uniquement de la différence des indices utilisés. En effet lorsque l'on utilise le même indice on retrouve bien un rapport lidar de 4. On pouvait s'attendre à ces résultats car une diminution de la partie imaginaire de l'indice, donc de l'absorption, ne change pas le coefficient d'extinction mais augmente le coefficient de rétrodiffusion ce qui implique un rapport lidar plus petit. De la même façon une augmentation de la partie réelle de l'indice augmente le coefficient d'extinction et diminue celui de rétrodiffusion. On obtient donc un rapport lidar plus petit. Le rapport lidar est plus sensible à une variation de la partie réelle de l'indice que de la partie imaginaire.

La suite de notre étude a été de simuler des signaux lidar dans une atmosphère présentant un nuage d'aérosols minéraux pour six longueurs d'onde : 355, 532, 808, 1064, 1300 et 1609nm. Afin de simuler notre couche d'aérosols, un nuage centré aux alentours de 1000m d'altitude, d'épaisseur 1000m

et ayant une forme gaussienne (loi de répartition du nombre d'aérosols avec l'altitude) a été défini. Les résultats sont présentés dans la figure 5.4. Pour cette simulation les caractéristiques de l'instrument, que ce soit la puissance du laser, le type de détecteur, etc., sont les mêmes que celles que soit la longueur d'onde afin que l'on puisse comparer l'impact des aérosols choisis sur le signal. Pour les caractéristiques de détection utilisées, ils sont résumés dans la table 3.2 du paragraphe 3.4. Il n'y a pas de fond solaire. L'énergie du laser est de 40mJ pour toutes les longueurs d'ondes.

On observe que le signal après nuage devient de plus en plus bruité plus on va vers le SWIR. Cela s'explique par le fait que, pour ces altitudes et ce domaine spectral, le signal Rayleigh est faible et qu'il y a peu d'aérosols donc le rapport signal sur bruit diminue fortement. De même le nuage d'aérosols a une dynamique qui ressort moins à 355nm à cause du signal Rayleigh qui est fort. Le SNR est élevé dans le nuage pour toutes les longueurs d'onde ($\text{SNR} > 20$) mais il diminue fortement au delà du nuage ($\text{SNR} < 1$ pour les longueurs d'ondes dans l'infra-rouge).

Le code de couleur est le même que celui utilisé sur la figure 5.3. Les signaux issus du nuage d'aérosols minéraux de formes parallélépipédiques sont, sur tout le spectre étudié, inférieurs à ceux calculés pour des aérosols sphériques. Même conclusion pour les parallélépipèdes enrobés d'eau hormis pour les longueurs d'onde 355nm et 532nm où le signal pour ces aérosols est supérieur ou égal à celui des aérosols sphériques équivalents. Pour les aérosols sphériques enrobés, le signal est supérieur à celui des sphères équivalentes sans pellicule d'eau sauf pour la longueur d'onde de 532nm.

Lorsque les longueurs d'onde sont inférieures à 1000nm, les signaux lidar des pavés mono-couches sont inférieurs à ceux des particules sphériques mono-couches. La même conclusion est obtenue quand on compare les signaux des particules bi-couches parallélépipédiques et sphériques. Pour les longueurs supérieures à 1000nm, les signaux des particules ayant le même nombre de couches sont très proches. Du coup les signaux compris entre 355nm et 808nm sont vraiment intéressants pour discriminer les différentes formes des particules. Tandis que les longueurs d'onde supérieures à 1000nm sont utiles pour étudier l'enrobage des particules par une couche liquide. Même si l'étalonnage des lidar dans l'infra-rouge est difficile, notamment à cause du faible signal Rayleigh, les signaux lidar dans ce domaine fournissent des informations intéressantes sur les aérosols.

À ce stade on peut translater le rayon modal de la fonction de distribution en entrée du simulateur de signaux lidar pour les particules sphériques homogènes, jusqu'à ce que le signal soit identique à celui des aérosols parallélépipédiques. Alors le rayon modal retrouvé correspond à la population de particules sphériques qui aurait les propriétés optiques les plus proches des pavés homogènes. À 532nm cette translation correspond à une diminution de 40% de R_{mod} . Cela représente l'erreur qui serait commise sur la fonction de distribution si la forme de l'aérosol n'était pas prise en compte.

5.1.2 Propriétés microphysiques retrouvées à partir de signaux lidar dans le cas d'aérosols non-sphériques.

Il s'agit dans ce paragraphe, à partir des signaux simulés précédemment, de retrouver les propriétés microphysiques des aérosols. Pour cela nous avons utilisé la méthode d'inversion en deux étapes qui est décrite dans le chapitre 4.1.1 et 4.1.2, elle est assez proche des méthodes classiquement utilisées pour remonter aux propriétés microphysiques à partir de propriétés optiques issues de l'inversion de Klett ou de technique Raman (Veselovskii et al. (2002), Böckmann (2001)). Une première inversion permet donc de retrouver les profils des propriétés optiques à partir des signaux lidar (méthode de « Klett-Fernald »). La deuxième partie de l'algorithme consiste à remonter à la fonction de distribution des aérosols. Cependant cette partie est basée sur l'hypothèse de sphéricité des aérosols. Les fonctions de distribution retrouvées sont donc celles des particules sphériques homogènes équivalentes, quels que soient la forme et l'enrobage utilisé pour générer les signaux lidar en entrée de l'algorithme.

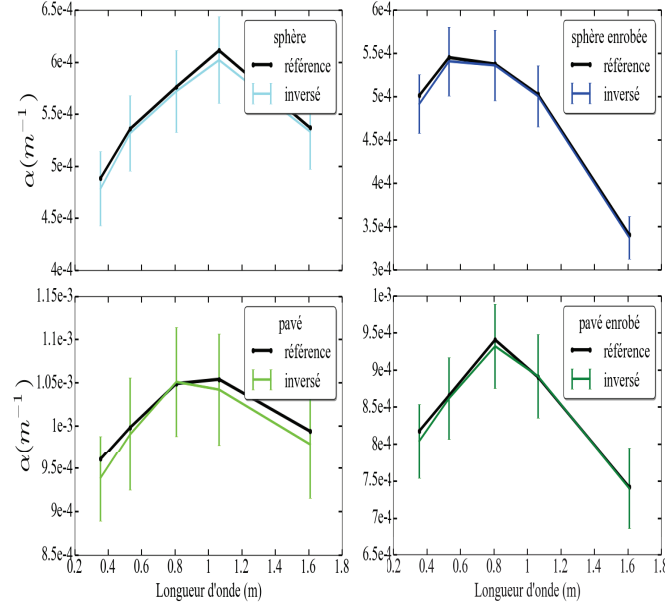


FIGURE 5.5 – Coefficients d’extinction référence (en noirs) et inversés (en couleurs) pour différentes formes et enrobages. Ce sont les coefficients du centre du nuage, à 1131m. Lors de l’inversion une erreur aléatoire de $\pm 15\%$ est insérée. 100 itérations sont considérées.

Comme dans le « cas 2 » du paragraphe 4.1.2, pour chaque forme et enrobage une erreur aléatoire de $\pm 15\%$ est introduite aux rapports lidar calculés précédemment (figure 5.3). Ce rapport intervient dans l’inversion de Klett-Fernald. Les signaux acquis sont bruités. La condition à la limite est prise à 3000m sans erreur. Mais comme le signal est bruité, la constante d’étalonnage estimée est erronée. Les résultats de telles inversions ont été largement détaillés dans les études de sensibilités du paragraphe 4.1.2. Ici seront juste reportés, sur la figure 5.5, les coefficients d’extinction retrouvés après inversion (courbes de couleur : moyennes et écarts-types). Ils sont comparés à ceux de référence qui ont servis à simuler les signaux lidar (courbes noires). Ce sont les coefficients correspondant à l’altitude de 1131m, où le signal est maximal (centre du nuage).

Ensuite à chaque inversion avec un rapport lidar erroné, les fonctions de distribution de chaque formes et enrobages sont retrouvées. Ces fonctions sont représentées (moyennes et écarts-types) sur la figure 5.6 et sont comparées à la fonction de distribution de référence utilisée pour chaque simulation. Les résultats présentés montrent l’erreur commise lorsque la forme ou l’enrobage n’est pas pris en compte. Le jeu de signaux lidar utilisé pour la figure 5.6 est 5λ c’est-à-dire : 355, 532, 808, 1064, 1609nm. Les autres configurations utilisées pour la suite sont : 3λ (355, 532 et 1064nm), $3\lambda + \text{NIR}$ (355, 532, 808 et 1064nm) et $3\lambda + \text{SWIR}$ (355, 532, 1064 et 1609nm). Pour les paramètres de l’inversion, on utilise une fenêtre d’inversion de $[1.10^{-8}\text{m} - 5.10^{-5}\text{m}]$ et 6 fonctions B-spline cubiques décrivent cet intervalle.

Sur la figure 5.6 on voit que le rayon modal de la fonction de distribution en nombre retrouvée est assez proche de celui de référence pour tous les types de particules. Cependant il reste à chaque fois sous estimé. Pour les particules sphériques homogènes les fonctions de distribution retrouvées sont proches de celle de référence. Pour les autres cas, la valeur maximale de la fonction de distribution est supérieure à celle de référence. Cette valeur est 5 et 2.3 fois plus élevée respectivement pour les sphères enrobées et les pavés enrobés que celle de référence. Les écarts-types des fonctions de distri-

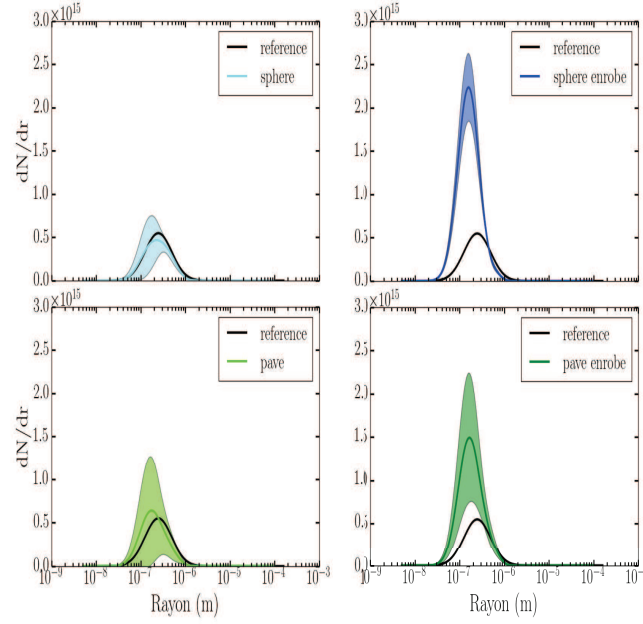


FIGURE 5.6 – Fonctions de distribution des quatre types d’aérosols retrouvés à partir des signaux lidar. Ces fonctions sont représentées en nombre (en haut) et en surface (en bas). En noir est rajoutée la fonction de distribution considérée en tout début pour générer les propriétés optiques.

bution (aires de couleurs) des particules parallélépipédiques, enrobé ou pas, sont bien plus grands que ceux des particules sphériques.

Le nombre de particules, la concentration massique, et le rayon effectif déduits des fonctions retrouvées et de la fonction de référence sont résumés dans les tables 5.2, 5.3 et 5.4. Ces paramètres ont été retrouvés en considérant différents jeux de signaux lidar à 3, 4 ou 5 longueurs d’onde. Sont retranscrits dans ces tables, les valeurs moyennes des paramètres retrouvés ainsi que leurs écarts-types.

Pour le cas des sphères, le nombre de particules retrouvé est proche de celui de référence (table 5.2). Une erreur de -19% est commise sur cette propriété avec un jeu de signaux $\ll 3\lambda \gg$. Cette erreur diminue jusqu’à 10% avec un jeu $\ll 5\lambda \gg$. Pour les sphères, les écarts-types des propriétés microphysiques retrouvées diminuent avec le nombre de longueurs d’onde utilisées. Pour les particules enrobées, sphères et pavés, le nombre de particules retrouvé est surestimé. Cette erreur est d’environ +81% pour les sphères enrobées et de +53% pour les pavés enrobés. Pour les pavés mono-couches, même si la fonction de distribution retrouvée est décalée vers les faibles rayons, la valeur moyenne du nombre de particules est retrouvée avec peu d’erreurs (-7% en moyenne) mais les écarts-types sont élevés (± 179 part.cm⁻³ en moyenne).

Maintenant si on s’intéresse aux rayons effectifs (table 5.3), ce paramètre est bien retrouvé dans le cas de sphères mono-couches. L’erreur de -31% chute jusqu’à quelques pourcents lorsque 4 ou 5 longueurs d’onde sont utilisées. Ce paramètre est surestimé lorsque la forme des particules n’est pas prise en compte (pavés mono-couches et bi-couches), quel que soit le nombre de longueurs d’onde. En effet, ils sont environ dix fois supérieurs à celui de référence. Alors que l’erreur commise sur les rayons effectifs des particules sphériques bi-couches est en moyenne de 35%.

Notre méthode retrouve la concentration massique des particules sphériques mono-couches, avec

TABLE 5.2 – Nombre de particules retrouvé pour chaque type de poussières considéré en fonction du nombre de longueurs d'onde utilisées dans l'algorithme. La première ligne correspond à la valeur de référence utilisée dans le simulateur de signaux et que l'on cherche à retrouver.

	N (part.cm ⁻³)			
Référence	300			
	3λ	4λ (NIR)	4λ (SWIR)	5λ
Sphère	243±83	261±50	257±73	270±60
Sphère enrobée	515±107	530±80	558±75	563±76
Pavé	298±211	290±122	280±168	275±161
Pavé enrobé	449±184	442±160	439±179	490±165

TABLE 5.3 – Rayon effectif retrouvé pour chaque type de poussières considéré en fonction du nombre de longueurs d'onde utilisées dans l'algorithme. La première ligne correspond à la valeur de référence utilisée dans le simulateur de signaux et que l'on cherche à retrouver.

	R _{eff} (μm)			
Référence	1,33			
	3λ	4λ (NIR)	4λ (SWIR)	5λ
Sphère	0,92±0,97	1,30±0,87	1,30±0,72	1,32±0,51
Sphère enrobée	0,97±1,40	3,71±3,60	0,75±0,86	0,86±1,10
Pavé	9,77±4,86	10,00±3,68	11,09±4,45	11,07±4,12
Pavé enrobé	10,04±4,21	12,32±3,85	8,68±5,04	7,33±4,53

une erreur de -63% dans le cas « 3λ », -45% à « 4λ » et -28% à « 5λ ». Parmi les trois propriétés microphysiques recherchées celles où les erreurs sont les plus importantes, lorsque la forme et l'enrobage ne sont pas pris en compte, sont le rayon effectif et la concentration massique.

L'ajout d'une longueur d'onde en plus de la configuration habituelle de « 3λ » améliore la précision sur les propriétés microphysiques retrouvées. En général, l'apport d'une quatrième longueur d'onde dans le NIR est plus bénéfique que si elle est dans le SWIR car l'optimisation se fait mieux lorsque les longueurs d'ondes sont réparties régulièrement. Une autre raison vient aussi du fait qu'avec les paramètres de détection choisis, le SNR dans le NIR est souvent plus favorable. En ce sens, une longueur d'onde à 808nm semble intéressante pour les algorithmes d'inversion de signaux lidar multispectraux. Augmenter le nombre de longueurs d'onde permet aussi de relâcher les contraintes sur les paramètres de l'algorithme, notamment ici le nombre de fonctions B-splines qui décrivent l'intervalle de recherche.

TABLE 5.4 – Concentration massique retrouvée pour chaque type de poussières considéré en fonction du nombre de longueurs d'onde utilisées dans l'algorithme. La première ligne correspond à la valeur de référence utilisée dans le simulateur de signaux et que l'on cherche à retrouver.

	C(mg.m ⁻³)			
Référence	1,82			
	3λ	4λ(NIR)	4λ (SWIR)	5λ
Sphère	0,64±0,71	1,12±0,73	1,00±0,72	1,30±0,57
Sphère enrobée	0,65±1,00	2,78±2,80	0,50±0,59	0,57±0,75
Pavé	14,92±8,19	15,14±6,17	16,11±7,39	16,29±6,73
Pavé enrobé	17,09±6,11	15,57±5,84	10,77±6,77	9,05±6,02

Dans cette étude, il a été mis en évidence le potentiel de l'apport de longueurs d'onde en plus du jeu à trois longueurs d'onde habituel. Il a été aussi montré que la non prise en compte de la forme et de l'enrobage de particules dans l'algorithme d'inversion pouvait engendrer des erreurs importantes sur les propriétés microphysiques retrouvées. Il serait intéressant d'étendre cette étude pour prendre en compte plus de formes de particules (ellipses) et d'enrobages (sulfate, nitrate). Actuellement le noyau des propriétés optiques $K_k(m, \lambda, r)$ est calculé par un modèle de Mie. Mais il est possible de déduire ce noyau à partir de bases de données (Veselovskii et al., 2010) construites en utilisant le modèle T-matrix (Mishchenko et al., 1996) pour les particules avec un axe de rotation (ellipses, cylindres, etc.) ou le modèle DDscat (Draine and Flatau, 2012) pour des particules plus complexes.

5.2 Application sur des signaux réels : épisode de poussières désertiques au dessus de Barcelone

Durant cette thèse un lidar multispectral était en cours de développement à l'Onera. Cependant cet instrument n'est pas encore opérationnel pour fournir un jeu de données multispectrales. C'est pourquoi je me suis mis en relation avec Michaël Sicard du RSLab à Barcelone, où un lidar multispectral est en activité. Ce lidar possède 3 voies en rétrodiffusion (355, 532 et 1064nm) et 2 voies Raman azote (387 et 607nm). C'est ainsi que j'ai reçu un jeu de données du lidar du RSLab.

Le jeu de données qui m'a été fourni correspond à une mesure de 30min, avec une résolution de 1min, qui a été acquises lors d'un épisode de poussières désertiques au dessus de Barcelone le 28/06/2012. Le laser ayant une fréquence de 20Hz, le signal est moyenné sur 1200 tirs en 1min. Cette mesure est acquise à 3 longueurs d'onde en rétrodiffusion et à deux longueurs d'onde Raman azote. La mesure a été effectuée en fin d'après midi entre 18h47 et 19h17. À partir de ce jeu de données nous allons procéder en deux étapes. Premièrement, après une phase de pré-traitement, les signaux lidar vont être inversés afin de retrouver les propriétés optiques des aérosols. Ensuite la fonction de distribution des aérosols va être retrouvée à partir des propriétés optiques inversées.

Tout d'abord, j'ai regardé les sorties du modèle DREAM (Basart et al., 2012) pour voir si un événement de poussières désertiques avait été détecté au dessus de Barcelone ce jour là. Ces sorties du modèle sont représentées sur la figure 5.7. Sont représentés sur cette figure, la couverture nuageuse (en haut) ainsi que la charge en poussières de l'atmosphère (g.m^{-2}) et le champ de vent à 3000m (en bas). On voit bien avec le vent à 3000 mètres, la remontée de poussières désertiques depuis l'Afrique du Nord jusqu'à l'Espagne. Le phénomène prend sa source en Mauritanie et au Sahara Occidental et se propage jusqu'au Sud de la France. Ces résultats sont confirmés par une analyse des rétro-trajectoires du modèle HYSPLIT (Draxler and Rolph, 2015).

L'évolution temporelle à 532nm du signal lidar brut est donnée sur la figure 5.8. On observe la présence d'une couche d'aérosols, comprise entre 800 et 1200 mètres d'altitude. Le phénomène varie peu temporellement donc afin d'augmenter le rapport signal sur bruit par la suite on va moyenner le signal sur cette période (30min).

Ces signaux moyens sont tracés pour chaque longueur d'onde en fonction de l'altitude sur la figure 5.9. Lorsque un filtre médian est utilisé sur ces signaux on obtient les courbes noires de la figure 5.9. Ce filtre utilise une fenêtre de 51 points ce qui avec la résolution du lidar (3,75m) fait 191 mètres sur la ligne de visée. Ces signaux sont mesurés avec un angle zénithal de 52° . Le signal moléculaire a été calculé à partir de profils en pression et température obtenus par les réanalyses du modèle AROME (Seity et al., 2010) sur Barcelone. La contribution du signal moléculaire au signal lidar devient prédominante au dessus de 5000m. En dessous, une couche d'aérosols entre 800 et 5000 mètres est présente. Choisir la zone pour la condition à la limite de l'algorithme « Klett-Fernald », revient à trouver un com-

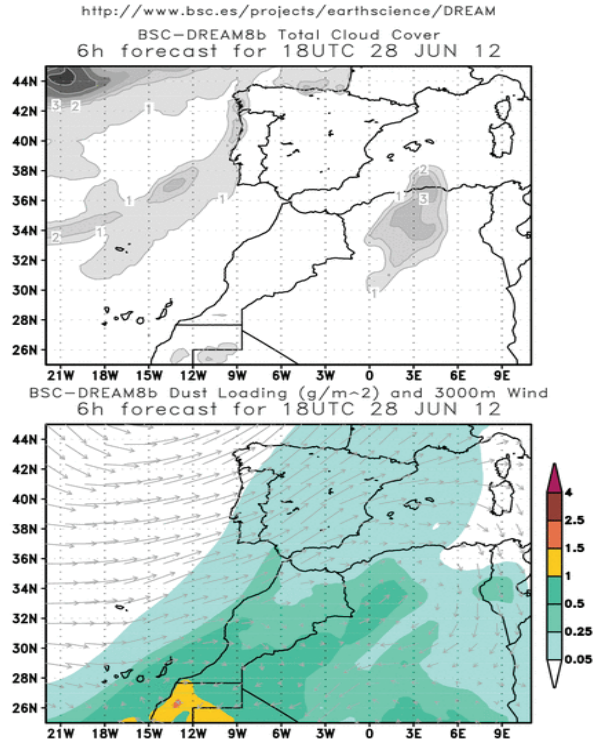


FIGURE 5.7 – Couverture nuageuse (en haut) et la charge en poussière de l’atmosphère (en bas) issus du modèle DREAM pour le 28/06/2012 à 18h UTC.

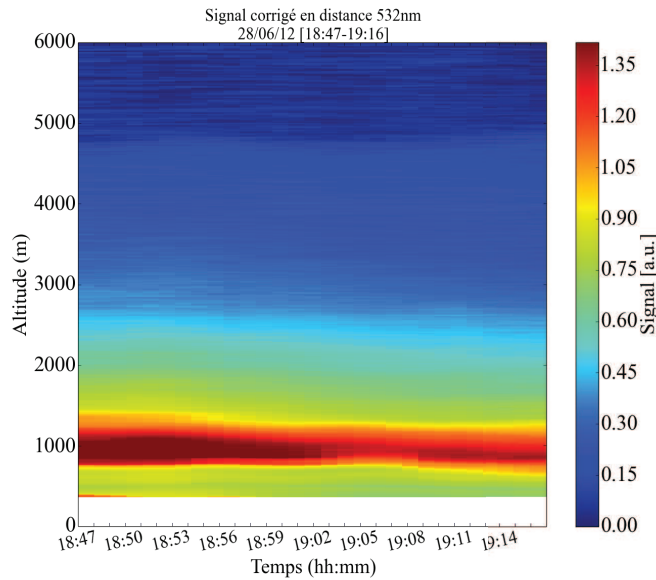


FIGURE 5.8 – Série temporelle du signal lidar corrigé en distance à 532nm. Ces mesures ont été prises le 28/06/2012 en fin d’après midi.

promis entre avoir un SNR le plus grand possible et une « zone propre » avec le moins d’aérosols possible. Cette zone choisie est représentée entre les lignes en pointillés sur la figure 5.9. La dynamique du signal n’est pas la même pour toutes les longueurs d’onde, du fait que l’énergie d’émission du laser n’est pas la même. À 532 et 1064nm l’énergie est de 130mJ tandis qu’elle est de 40mJ à 355nm.

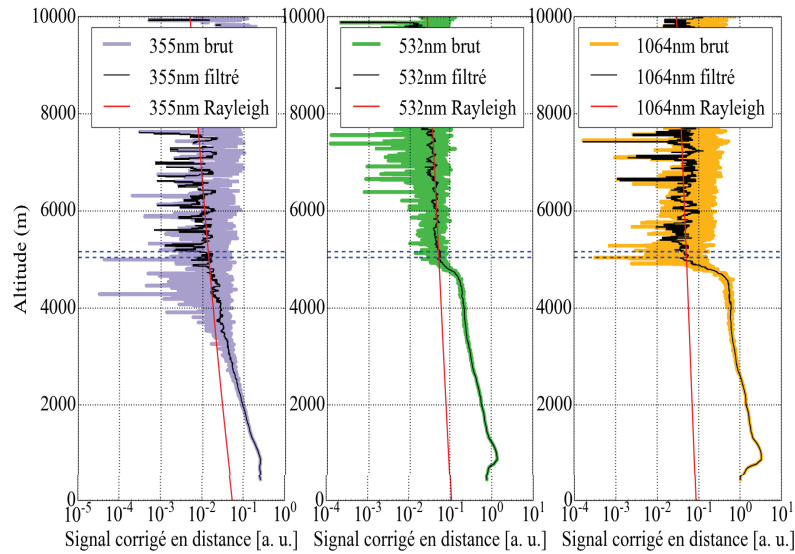


FIGURE 5.9 – Signaux lidar corrigés en distance en fonction de l’altitude pour les longueurs d’onde de 355, 532 et 1064nm. Ces signaux sont moyennés sur 30min. Sont présentés sur cette figure ces mêmes signaux une fois filtrés spatialement (courbes noires) et le signal moléculaire (courbes rouges). Les pointillés horizontaux représentent la zone choisie pour estimer la constante d’étalonnage par l’algorithme de Klett-Fernald.

La figure 5.10 présente le rapport signal sur bruit en fonction de l’altitude des signaux lidar moyennés sur 30min (figure 5.9), puis ces mêmes signaux filtrés comme décrit précédemment. Le trait vertical sur la figure 5.10 représente la valeur $\text{SNR}=1$. Ainsi, le fait de filtrer le signal augmente la zone où le $\text{SNR}>1$. Environ 1000m de signal utile sont gagnés par cette méthode pour les longueurs d’onde 355 et 532nm. On voit que l’énergie d’émission plus faible à 355nm influence directement le SNR qui est plus faible qu’à 532 et 1064nm. Pour le signal à 1064nm, on voit que dès qu’on a passé la couche d’aérosols le SNR chute d’un facteur 10. Cela s’explique par le fait que le signal moléculaire est plus faible à cette longueur d’onde. La zone choisie pour déterminer la condition à la limite (5100m) se situe juste à la limite où le SNR est encore proche de 1.

Lorsque l’on regarde les épaisseurs optiques mesurées par un photomètres solaire au dessus de Barcelone ce jour là, on obtient la série temporelle de la figure 5.11(a). Ces mesures issues du réseaux AERONET (Aerosol Robotic Network, Holben et al. (1998)), permettent de caractériser les propriétés microphysiques des aérosols (Dubovik et al., 2000). L’AOD (Aerosols Optical Depth) à 675nm a une valeur comprise entre 0,28 et 0,46 ce jour-là. Ces valeurs nous confortent encore dans l’idée d’un événement de poussières désertiques, car elles sont élevées par rapport aux valeurs moyennes annuelles de Barcelone (autour de 0.1).

À l’aide de ces données on peut contraindre l’inversion de « Klett-Fernald » afin d’estimer le rapport lidar à utiliser. Comme les signaux lidar (figure 5.9) montrent une couche d’aérosols bien mélangée sur la verticale on peut alors supposer le rapport lidar des aérosols constant sur toute la couche. Ainsi les signaux lidar sont inversés en itérant les rapports lidar jusqu’à ce que les épaisseurs optiques, calculés à partir des coefficients d’extinction provenant de l’inversion, soient égales à celles extrapolées des mesures AERONET. L’extrapolation de la valeur de l’AOD à 532nm est aisée car elle est encadrée par deux valeurs assez proches. Mais retrouver l’AOD à 355nm et à 1064nm est plus

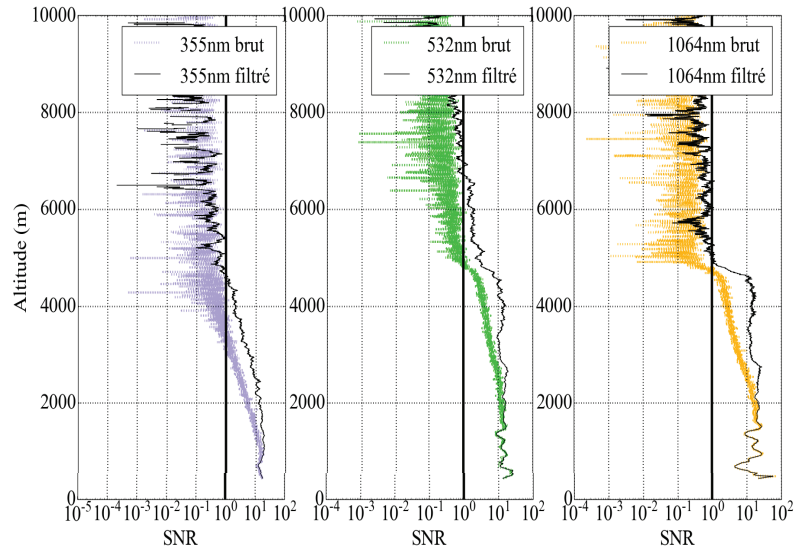


FIGURE 5.10 – Rapport signal sur bruit des signaux brut moyennés sur 30min (courbes de couleurs) puis filtrés (courbes noires) en fonction de l'altitude.

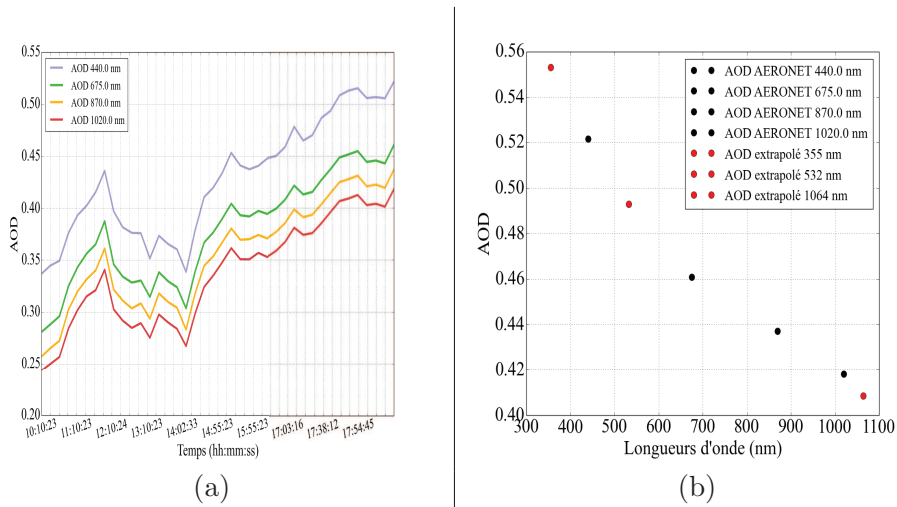


FIGURE 5.11 – Série temporelle des épaisseurs optiques mesurées à Barcelone le 28/06/2012 (a). (b) représente les épaisseurs optiques à 18h15 en fonction de la longueurs d'onde. Ces données sont issues du réseau AERONET (points noirs) et elles sont extrapolées aux longueurs d'onde du lidar (points rouges).

difficile.

La figure 5.12(a) montre les épaisseurs optiques retrouvées en itérant le rapport lidar (de 1 à 100 par pas de 1) dans l'inversion des signaux lidar. En pointillés sont mises en évidence les valeurs du rapport lidar correspondant aux épaisseurs optiques extrapolées des mesures AERONET (points rouges figure 5.11(b)). Ainsi les rapports lidar retrouvés par cette méthode sont de 34sr à 355nm, de 52sr à 532nm et de 62sr à 1064nm. Les rapports lidar que l'on retrouve si on utilise différentes extrapolations donc différentes valeurs d'AOD à 355 et 1064nm sont peu dispersés. On voit qu'en prenant des AOD variant entre 0.52 et 0.56 à 355nm on retrouve des rapports lidar compris entre 26

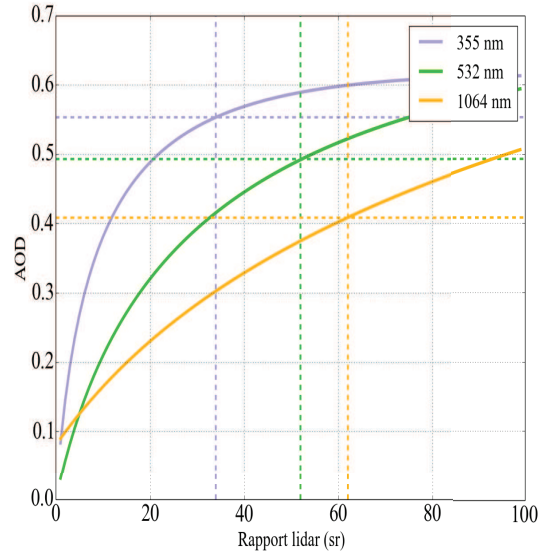


FIGURE 5.12 – Évolution de l'épaisseur optiques des aérosols en fonction du rapport lidar utilisé dans l'inversion « Klett-Fernald ». En pointillé est représenté le rapport lidar correspondant à l'épaisseur optiques extrapolée des mesures AERONET.

et 36sr. Cette méthode est assez stable, cependant les valeurs retrouvées sont, à 355nm, un peu plus faibles que celles visibles dans la littérature. À l'inverse à 1064nm le rapport lidar retrouvé semble un peu élevé. En effet le rapport lidar pour les poussières désertiques du Sahara Occidental est quasiment constant pour ces trois longueurs d'onde (≈ 50 sr) (Tesche et al., 2011; Schuster et al., 2012; Wagner et al., 2013). Par contre à 532nm, le rapport lidar retrouvée (52sr) est une valeur typique de ces aérosols.

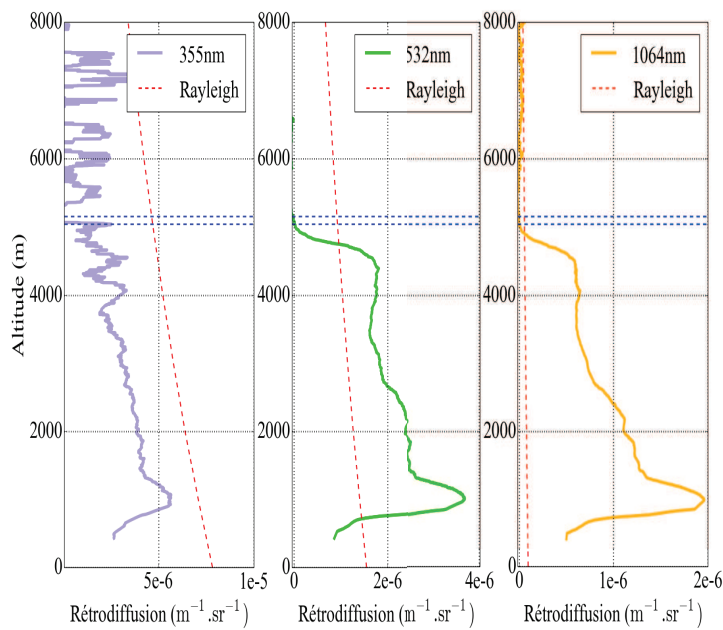


FIGURE 5.13 – Profils du coefficient de rétrodiffusion des aérosols à 355, 532 et 1064nm.

Comme mentionné précédemment, dans les données fournies par le RSLab, deux voies Raman sont présentes. Jusque là dans ce manuscrit, ce type de signaux n'avait pas été abordé. Les voies Raman considérées ici sont des voies « diazote », c'est-à-dire que le signal que l'on récupère provient de la diffusion inélastique de ces molécules qui sont sur la ligne de visée. Les voies sont à 387nm et 607nm. Ce type de diffusion est beaucoup moins efficace que la diffusion élastique. C'est pourquoi il est souvent nécessaire de moyennner le signal (spatialement et temporellement) ou d'effectuer ces mesures de nuit pour améliorer le SNR. Par contre les avantages de ces mesures sont qu'elles permettent de retrouver les coefficients d'extinction et de rétrodiffusion à la longueur d'onde d'émission (ici 355nm et 532nm) sans hypothèse sur le rapport lidar. Les informations nécessaires à cette méthode sont : le profil d'extinction moléculaire et particulaire à la longueur d'émission, la valeur du coefficient de rétrodiffusion des aérosols à une altitude donnée et à la longueur d'onde d'émission, ainsi que le profil de la concentration des molécules de N_2 . Cette méthode ne sera pas décrite ici, elle est largement détaillée et commentée dans Ansmann et al. (1990); Althausen et al. (2000); Weitkamp (2005).

Sont tracés, sur les figures 5.15(a)&(b), les signaux Raman à 387 et 607nm ainsi que leur rapport signal sur bruit. Les courbes noires correspondent à ces signaux où un filtre médian a été appliqué. Ce filtre utilise une fenêtre de 100 points. On voit que le SNR est assez faible sur ces voies, même si le filtre permet d'avoir une zone où le $SNR > 1$ allant jusqu'à 1400m à 387nm et 2500m à 607nm.

À partir de ces signaux les profils des coefficients de rétrodiffusion des aérosols à 355nm et à 532nm ont pu être retrouvés. Cela permet de valider ceux qui ont été obtenus par l'inversion des signaux en rétrodiffusion. La figure 5.15 compare les profils des coefficients obtenus par les deux méthodes. Ces résultats sont à considérer en regardant les profils du SNR calculés précédemment. À 532nm, en dessous de 2500m, on peut avoir confiance aux coefficients de rétrodiffusion retrouvés. On voit que ces coefficients suivent la même dynamique que les coefficients obtenus par inversion de « Klett-Fernald ». Au delà le bruit domine les coefficients de rétrodiffusion retrouvés. Cette zone de confiance est plus faible à 355nm (jusqu'à 1400m), après le bruit est dominant.

Pour ce qui est du coefficient d'extinction, le signal à 387nm est trop bruité pour être exploité. Cependant à 607nm en moyennant le signal sur une fenêtre glissante de 100 points en plus du filtre, il est possible d'estimer le profil du coefficient d'extinction à 532nm. Ainsi dans une couche comprise entre 700 et 1300m on en déduit le rapport lidar. On obtient un rapport lidar à 532nm de 56,43sr avec un écart type de 29,27sr. Cela semble cohérent avec le rapport lidar dérivé des mesures d'AOD (52sr) et ceux présents dans la littérature pour ce type d'aérosols. Par contre on peut noter l'écart-type élevé sur le rapport lidar, reflétant le niveau de bruit présent sur cette voie de détection.

Ensuite à partir des propriétés des aérosols, issues de l'inversion « Klett-Fernald », on a utilisé notre algorithme (paragraphe 4.1.2) pour retrouver la fonction de distribution des aérosols à 1000m d'altitude. Cette altitude correspond à l'endroit où le signal lidar est le plus élevé. Les conditions utilisées pour réaliser cette inversion sont : une fenêtre d'inversion de $[N_{min}; N_{max}] = [1.10^{-8}m; 5.10^{-5}m]$ et 6 fonctions B-splines cubiques. L'indice de réfraction utilisé est celui qui est indiqué dans la table 5.1 (Minéraux). Ces indices sont cohérents avec ceux de la littérature, notamment Müller et al. (2011) suppose une partie réelle de l'indice de réfraction de poussières sahariennes égale à 1,53 pour toutes les longueurs d'onde. Dans l'algorithme AERONET les parties réelles de l'indice, pour des poussières de différentes localisations varient entre 1,48 et 1,56 (Dubovik et al., 2002). Dans Wagner et al. (2012) des mesures en laboratoire d'absorption et d'extinction d'échantillons de poussières désertiques (notamment Sahara Occidental) permettent de retrouver la partie imaginaire des poussières. La partie imaginaire retrouvée est $\simeq 0,03$ à 305nm et $\simeq 0,008$ à 505nm, ce qui est en accord avec l'indice de réfraction choisi.

La figure 5.16 compare la fonction de distribution retrouvée par notre algorithme est celle du réseau

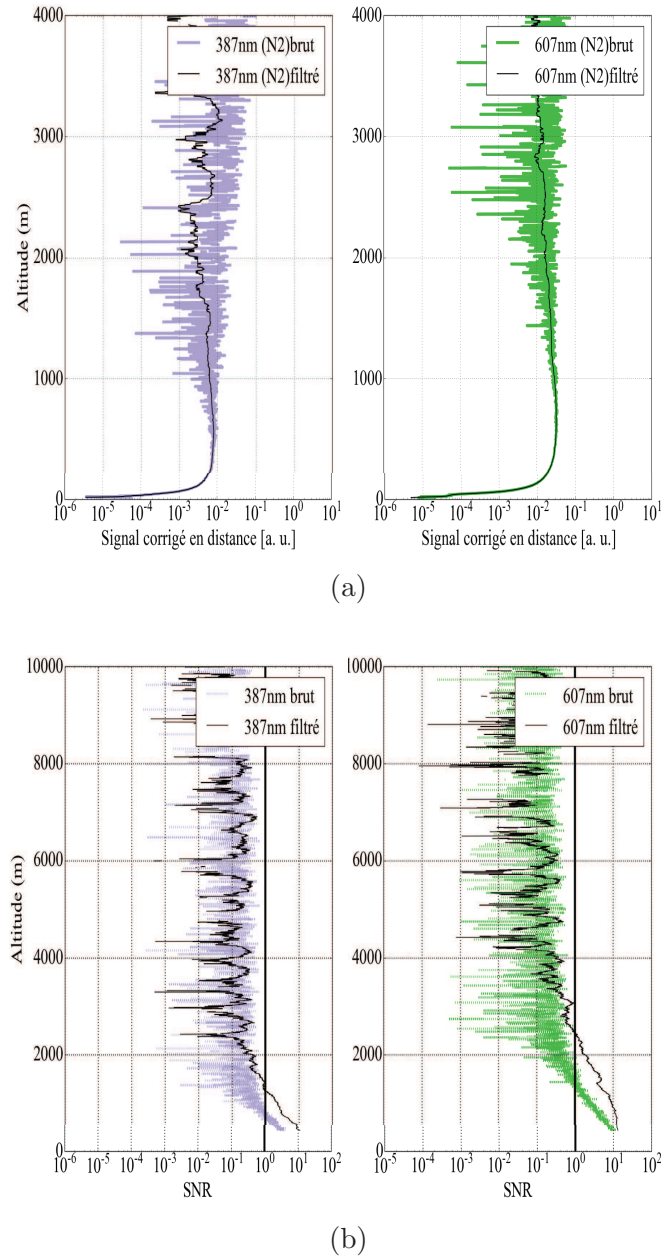


FIGURE 5.14 – Signaux lidar corrigés en distance en fonction de l'altitude pour les longueurs d'onde de 387 et 607nm. Ces signaux sont moyennés sur 30min. Sont présentés sur cette figure ces mêmes signaux une fois filtrés spatialement (courbes noires). Rapport signal sur bruit des signaux brut moyennés sur 30min (courbes de couleurs) puis filtrés (courbes noires) en fonction de l'altitude.

AERONET. La fonction de distribution du réseau AERONET est disponible sur le site : « <http://aeronet.gsfc.nasa.gov> » pour le site de Barcelone à 18h heure locale. Cette distribution provient de l'inversion de mesures d'épaisseurs optiques multispectrales d'un photomètre solaire. L'algorithme permettant cette inversion est décrit dans Dubovik and King (2000) et des études de sensibilités sont menées dans Dubovik et al. (2000). Cet algorithme est finalement assez proche dans la démarche des algorithmes permettant de retrouver la fonction de distribution des aérosols à partir de signaux lidar multispectraux tels que (Müller and Quenzel, 1985; Böckmann, 2001; Veselovskii et al., 2002). En effet l'épaisseur optique des aérosols est aussi écrite comme une intégrale de Fredholm et donc décrite par

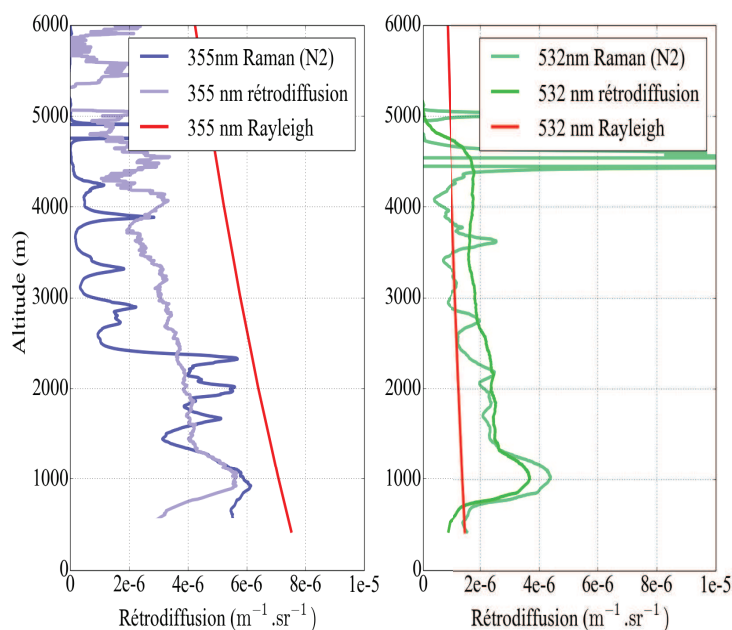


FIGURE 5.15 – Comparaison des coefficients de rétrodiffusion obtenus par inversion des signaux lidar et à partir des signaux Raman. (a) à 355nm, (b) à 532nm.

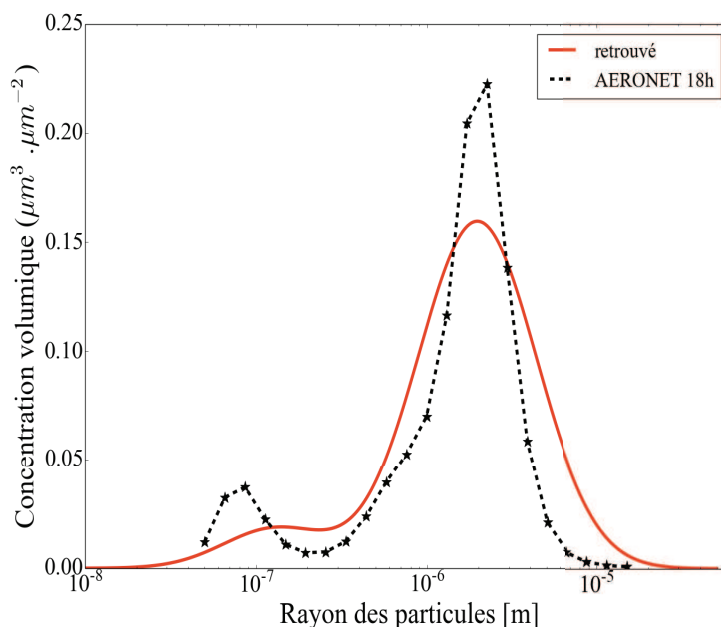


FIGURE 5.16 – Comparaison de la fonction de distribution volumique retrouvée par notre algorithme et celle retrouvée par le réseau AERONET.

un noyau de propriétés optiques et une fonction de distribution des particules. Sont alors retrouvées des propriétés intégrées de toute la colonne atmosphérique. Les photomètres actuels fournissent jusqu'à 9 longueurs d'onde où sont mesurées les épaisseurs optiques des aérosols (société CIMEL : Photomètre Multibande Sun Sky). Ces longueurs d'onde sont : 340, 380, 440, 500, 670, 870, 936, 1020 et 1640nm.

Les principales différences visibles entre ces deux distributions sont tout d'abord la largeur des modes. Les modes retrouvés par notre algorithme sont plus larges. Cette différence peut trouver sa source dans le fait que l'on utilise un nombre faible de fonctions B-splines pour décrire l'intervalle des rayons ce qui implique que ces fonctions sont larges. Ensuite notre fonction de distribution possède des modes moins hauts ce qui découle certainement du fait que les modes retrouvés sont plus larges. En effet pour avoir le même poids optique une diminution de la hauteur d'un mode peut être compensée par un élargissement du mode. La dernière différence provient du mode fin qui n'est pas centré sur le même rayon modal par les deux méthodes. Pour toutes ces différences il faut aussi considérer que les AOD ont été mesurées à 18h tandis que les mesures lidar sont comprises entre 18h47 et 19h17 et que l'on compare la fonction de distribution moyenne de la colonne atmosphérique, pour l'algorithme d'AERONET à celle retrouvée à 1000m par notre algorithme.

	$C_{v,f}$ ($\mu\text{m}^3 \cdot \mu\text{m}^{-2}$)	R_f (μm)	σ_f (—)	$C_{v,c}$ ($\mu\text{m}^3 \cdot \mu\text{m}^{-2}$)	R_c (μm)	σ_c (—)
(Sicard et al., 2014)	0,042	0,117	0,647	0,257	1,809	0,545
Propriétés retrouvées	0,032	0,131	0,821	0,321	1,964	0,602

TABLE 5.5 – Comparaison des paramètres de la fonction de distribution volumique retrouvée par notre algorithme et celle retrouvée par le réseau AERONET (Sicard et al., 2014). Les indice f et c correspondent aux modes fin ou grossier des aérosols. C_v représente la concentration volumique, R le rayon volumique et σ l'écart type de la fonction de distribution du mode considéré.

La table 5.5 résume les paramètres de la fonction de distribution retrouvée par l'algorithme d'AERONET, provenant de l'article Sicard et al. (2014) ainsi que ceux issus de notre algorithme. Si on définit les écarts relatifs entre les paramètres obtenus par les deux algorithmes comme $\frac{X_{\text{sicard}} - X_{\text{ici}}}{X_{\text{sicard}}}$. Alors ces écarts sont les plus importants sur les concentrations volumiques, 23% pour le mode fin et 25% sur le mode grossier. Ces écarts sont stables pour les autres paramètres et sont d'environ 10%. Comme présenté précédemment, la fonction de distribution retrouvée par notre algorithme a des modes légèrement décalés vers les grosses particules et sont plus larges que ceux de la fonction de distribution retrouvée à partir des mesures du photomètre solaire.

Cette étude nous a permis de tester notre algorithme sur des données réelles, correspondant à un épisode de soulèvement et de transport de poussières désertiques. De plus on a eu la chance de pouvoir comparer les précisions des propriétés microphysiques des aérosols retrouvées par notre algorithme avec celles de l'algorithme d'AERONET (Dubovik and King, 2000) faisant référence dans le domaine. Les précisions sont tout à fait comparables avec au maximum un écart de 25% sur la concentration volumique des aérosols. Une des forces de l'algorithme d'AERONET est que le nombre de longueurs d'onde disponibles pour l'inversion est élevé (9), ce qui permet de relâcher les contraintes du schéma d'inversion. Les systèmes lidar actuels possèdent souvent moins de longueurs d'ondes (environ 3) ce qui fait 5/6 mesures si on utilise l'extinction et la rétrodiffusion mais par contre ils permettent d'avoir une mesure résolue le long de la ligne de visée.

Il serait très intéressant de pouvoir avoir un autre moyen de comparaison, comme une mesure de la fonction de distribution des aérosols sur un point de la ligne de visée. Ces mesures peuvent être réalisées par avion ou encore ballon sonde en utilisant des appareils tels que des impacteurs en cascade ou des compteurs à particules. Chaque technique a ses caractéristiques et souvent des gammes de tailles de particules détectées qui lui sont spécifiques.

Chapitre 6

Conclusions et Perspectives

Sommaire

6.1	Conclusion	100
6.2	Perspectives	102

6.1 Conclusion

Cette thèse avait pour but d'estimer les propriétés microphysiques des aérosols à partir de mesures acquises par un lidar multispectral. La plupart des lidars multispectral actuels fonctionnent avec 3 longueurs d'onde. Les améliorations technologiques apportées par l'accès à de nouvelles sources permettent d'envisager l'utilisation d'un plus grand nombre de longueurs d'onde. Afin d'analyser l'apport d'un plus grand nombre de longueurs d'onde plusieurs challenges étaient identifiés :

- Quelles longueurs d'onde supplémentaires choisir par rapport aux 3 trois longueurs d'onde du Nd :YAG ? Quelles en sont les apports en terme de précision sur les propriétés microphysiques obtenues par inversion des signaux lidar ?
- Quelle méthode utiliser pour retrouver les propriétés des microphysiques des aérosols ? Quelles sont les principales sources d'erreurs des méthodes d'inversion des signaux lidar ? Est ce qu'une méthode peut être développée, permettant d'utiliser les signaux lidar dans le SWIR ?

Pour répondre à cet objectif et à ces différentes problématiques il a d'abord été développé un simulateur de signaux lidar très réaliste, fonctionnant à plusieurs longueurs d'onde. Le chapitre 3 a montré la capacité du simulateur à considérer des atmosphères complexes notamment en prenant en compte l'absorption de nombreuses molécules dans un modèle raie par raie ou encore en simulant les propriétés optiques de particules non-sphériques. De plus ce simulateur peut considérer plusieurs types de détecteur (PMT, APD) avec différents modes de détection (analogique, comptage de photon). De nombreux bruits provenant du signal, du détecteur, du fond de ciel et du convertisseur analogique/numérique sont pris en compte. Ainsi ce simulateur n'est pas seulement utilisé pour applications de lidar à rétrodiffusion mais aussi pour le lidar DIAL par exemple. Ce simulateur constitue un maillon essentiel de notre chaîne de simulation « end to end » pour évaluer les performances des méthodes d'inversion qui ont été développées.

Le chapitre 4 a, dans un premier temps, présenté une méthode d'inversion proche de l'état de l'art permettant de retrouver les propriétés microphysiques des aérosols à partir de signaux lidar multispectraux. Cette méthode se différencie par une recherche de la fonction de distribution décrite par une somme de fonctions B-splines cubiques, et par l'utilisation d'une méthode de résolution NNLS (« Non Negative Least Square »). Malgré de nombreuses études présentant des méthodes pour retrouver les propriétés microphysiques des aérosols à partir de signaux lidar multispectraux, peu d'études de sensibilité sont faites. Quelques études préliminaires (Müller et al., 1999a,b; Veselovskii et al., 2002, 2004) quantifient l'impact de l'insertion d'erreurs aléatoires sur les coefficients d'extinction et de rétrodiffusion, sur les propriétés microphysiques retrouvées. Cependant en réalité, les coefficients d'extinction et de rétrodiffusion obtenus par inversion des signaux lidar présentent, en plus des erreurs aléatoires, des erreurs systématiques. Une étude poussée est présentée dans Pérez-Ramírez et al. (2013) montrant l'impact de ces erreurs systématiques lorsqu'elles sont insérées sur les propriétés optiques en entrée des algorithmes afin de retrouver les propriétés microphysiques des aérosols. L'utilisation de notre chaîne « end to end » a permis de prendre en compte de nombreuses sources d'erreurs tant au niveau des signaux lidar (bruits) que de l'inversion de « Klett-Fernald » (condition à la limite, rapport lidar) et ainsi quantifier les précisions obtenues en bout de chaîne sur les propriétés microphysiques des aérosols retrouvées. Ainsi lorsque sur un jeu de signaux lidar à 3 longueurs d'onde (355, 532, 1064nm), une erreur aléatoire de $\pm 15\%$ sur le rapport lidar est considérée, les propriétés telles que le nombre de particules, le rayon effectif et la concentration massique sont retrouvées avec une erreur inférieure à 10%. Par contre lorsque des erreurs systématiques sont prises en compte, ces erreurs pouvaient atteindre jusqu'à 56% sur le nombre de particules retrouvé et $\simeq 50\%$ sur le rayon effectif et la concentration massique. Nous avons montré qu'en ajoutant une longueur d'onde, notamment dans le NIR (808nm), ces erreurs diminuaient pour atteindre 20% sur le nombre de particules et $\simeq 25\%$ sur le rayon effectif et la concentration massique.

Dans la deuxième partie du chapitre 4, une nouvelle méthode basée sur un algorithme génétique est présentée. Cette méthode minimise l'écart entre des signaux lidar multispectraux simulés et les signaux mesurés, en optimisant les paramètres d'une fonction de distribution recherchée. Le principale avantage de cette méthode est qu'elle est moins sensible aux bruits présents sur le signal et ne nécessite pas de condition à la limite ce qui permet d'utiliser un grand nombre de longueurs d'onde notamment dans l'infrarouge. De plus le type de particules est retrouvé en le recherchant dans une base de données d'indice de réfraction. Par contre le point dur est la connaissance de la constante d'étalonnage spectrale du lidar. Cependant nos résultats préliminaires sont encourageants. Notamment en considérant une erreur aléatoire sur la constante d'étalonnage, des aérosols de type hydrosoluble (qui est un type avec une signature spectrale faible) est retrouvé dans 27% des cas mais avec l'occurrence la plus forte (8/30). Quant aux paramètres de la distribution (nombre de particules, rayon modal, écart-type), ils sont retrouvés avec une erreur inférieure à 46%.

Le dernier chapitre s'est focalisé sur l'application de notre première méthode (« Klett-Fernald »). Tout d'abord sur des signaux simulés, nous avons quantifié l'impact de la non-sphéricité des particules sur les propriétés microphysiques retrouvées par un algorithme basé sur l'hypothèse de sphéricité de particules. Nous avons montré que l'hypothèse de sphéricité pouvait impliquer, dans le cas de particules parallélépipédiques enrobées ou non d'eau, des erreurs raisonnables sur les nombres de particules ($< 86\%$) tandis que ces erreurs deviennent critiques sur le rayon effectif et la concentration massique retrouvés (pouvant atteindre 839%). Ensuite notre méthode a été appliquée sur des signaux réels mesurés lors d'un épisode de transport de poussières désertiques. Nous avons comparé la fonction de distribution retrouvée par notre algorithme à celle provenant de l'algorithme d'AERONET (Dubovik and King, 2000). Cet algorithme retrouve la fonction de distribution moyenne de la colonne atmosphériques à partir de mesures multispectrales d'épaisseur optique obtenues par un photomètre solaire. Les résultats des deux méthodes sont comparables sur les paramètres de la distribution des aérosols (écarts $< 25\%$). La méthode d'AERONET présente l'avantage d'avoir en entrée plus de longueurs d'ondes permettant de relâcher les contraintes de l'inversion cependant les propriétés retrouvées sont des propriétés moyennées sur toute la colonne atmosphérique. Le principal avantage du lidar est de fournir une mesure résolue en distance, cependant le nombre de longueurs d'onde disponible est souvent restreint.

6.2 Perspectives

Ce manuscrit laisse apparaître de nombreuses perspectives. Actuellement, lorsque l'on veut simuler des atmosphères où sont présents des aérosols non sphériques, les calculs des coefficients d'extinction et de rétrodiffusion ont besoin d'être fait en amont (« off line »). La construction d'une base de données de sections efficaces de particules non-sphériques de différents rayons (« Look up table ») permettrait de faire le calcul des propriétés optiques de l'atmosphère à l'intérieur du simulateur (« online »). Ainsi le simulateur ne prendrait en entrée plus que la fonction de distribution et la forme des particules parmi celles disponibles. La base de données pourrait être construite à partir du code T-matrix pour les sphéroïdes et par le modèle DDscat pour quelques formes particulières.

Ce manuscrit a montré que l'étalonnage du système lidar était un point important qui pourrait améliorer les deux méthodes que nous avons présenté (inversion des signaux et optimisation par algorithme de génétique). Plusieurs méthodes pour connaître cet étalonnage sont envisageables. La première consistant à éclairer les lidars en sortie du télescope à l'aide d'une source de luminance connue sur tout le spectre couvert par le lidar. Ainsi en mesurant la luminance sur le trajet optique, on peut déduire la quantité de flux perdue par les éléments traversés et en déduire l'efficacité du système. Cette méthode présente l'avantage de pouvoir mesurer la constante d'appareil avec précision. Cependant la mise en place n'est pas aisée car il faut collimater le faisceau de la lampe afin qu'il éclaire la totalité du télescope. Une autre limitation vient du coût d'une telle lampe. Une deuxième méthode, pouvant venir conforter la première, consiste à faire un tir lidar horizontal sur cible dur dont on connaît la réflectance ainsi on sait ce qui rentre dans le télescope et de la même manière que précédemment on peut estimer l'efficacité du système pour chaque voie. Cette méthode est facilement mise en place cependant il faut adapter les voies de détection car le signal renvoyé par une surface dure est de plusieurs ordres de grandeur supérieurs à celui d'un tir dans l'atmosphère. Il faut mettre alors des densités optiques devant les détecteurs. Une troisième méthode serait d'utiliser une serre où on pourrait générer un nuage de gouttelettes dont on contrôlerait la taille. On peut aussi déterminer l'indice de réfraction de ces particules en laboratoire et ainsi modéliser l'interaction entre les impulsions laser et les particules. La serre mesure environ 15m de long et la résolution du lidar sur la ligne de visée est de 4.5m donc il y aurait forcément un point dans la sphère où l'on connaîtrait les termes de l'équation lidar liée à l'atmosphère. Remonter à la constante d'étalonnage serait alors possible. Cette méthode présente l'avantage d'être originale et facilement mise en œuvre. Cependant pour qu'elle soit suffisamment précise il faut arriver à bien modéliser les propriétés optiques du nuage généré.

Quant à la première méthode développée (inversion des signaux lidar), il serait intéressant de tester d'autres méthodes numériques de régularisation que la méthode NNLS (matrice de lissage, etc.). Cela permettrait d'appréhender la recherche de l'indice de réfraction des aérosols grâce à des noyaux de propriétés optiques pré-calculés (« Look up table ») pour différents indices de réfraction. Cette méthode développée montre des résultats encourageants qu'il conviendrait de continuer à comparer avec d'autres méthodes de référence (par exemple Veselovskii et al. (2002)) sur des signaux réels à trois longueurs d'ondes. L'Onera étant muni d'une serre au sol où des nuages de particules peuvent être générés, il serait motivant de chercher à retrouver la fonction de distribution des particules générées en plaçant un lidar multispectral à plusieurs centaines de mètres. La fonction de distribution des particules dans le nuage peut se mesurer par des compteurs à particules ou bien par des impacteurs en cascade que l'on peut placer dans la serre. Cela permettrait une évaluation des précisions de notre méthode d'inversion. Mener ce type d'expérience en apportant une quatrième longueur d'onde dans le NIR (autour de 800nm) quantifierait le gain de cette mesure supplémentaire dans les algorithmes d'inversion en terme de propriétés microphysiques retrouvées.

Les résultats préliminaires obtenus par l'algorithme génétique développé au cours de cette thèse laisse entrevoir qu'une amélioration des mutations/croisements augmenterait les précisions des paramètres retrouvés. De même, une étude cherchant à optimiser l'initialisation de la population de

départ permettrait aussi d'améliorer les paramètres retrouvés notamment le type de particules. Ensuite il conviendrait d'adapter cette méthode pour retrouver des fonctions de distribution à deux modes. Pour finir cette méthode sera prochainement appliquée sur les signaux réels présentés dans le paragraphe 5.2. Dans ce cas de poussières désertiques bien mélangées, il sera intéressant de voir si notre algorithme retrouve bien le type des particules. Pour ce qui de la constante d'étalonnage, elle serait estimée à partir des caractéristiques techniques des différents composants de l'instrument.

Enfin l'étude de l'impact de la forme des particules sur les propriétés microphysiques retrouvées par lidar multispectral pourrait être étayée en prenant plus de formes de particules, notamment des ellipses (T-matrix Mishchenko et al. (1996)) et des enrobages différents (sulfate, nitrate). De plus la non-sphéricité des particules pourrait être intégrée à l'algorithme d'inversion au travers des noyaux de propriétés optiques de particules non-sphériques pré-calculés.

Bibliographie

- P. J. Adams, J. H. Seinfeld, and D. M. Koch. Global concentrations of tropospheric sulfate, nitrate, and ammonium aerosol simulated in a general circulation model. *Journal of Geophysical Research*, 104(D11) :13791, June 1999. ISSN 0148-0227. doi : 10.1029/1999JD900083.
- D. Althausen, D. Müller, A. Ansmann, U. Wandinger, H. Hube, E. Clauder, and S. Zörner. Scanning 6-Wavelength 11-Channel Aerosol Lidar. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 17(11) : 1469–1482, Nov. 2000. ISSN 0739-0572. doi : 10.1175/1520-0426(2000)017<1469:SWCAL>2.0.CO;2.
- U. Amato, M. F. Carfora, V. Cuomo, and C. Serio. Objective algorithms for the aerosol problem. *Appl. Opt.*, 34(24) :5442–5452, Aug 1995. doi : 10.1364/AO.34.005442.
- A. Ansmann, M. Riebesell, and C. Weitkamp. Measurement of atmospheric aerosol extinction profiles with a raman lidar. *Opt. Lett.*, 15(13) :746–748, Jul 1990. doi : 10.1364/OL.15.000746.
- A. Ansmann, U. Wandinger, M. Riebesell, C. Weitkamp, and W. Michaelis. Independent measurement of extinction and backscatter profiles in cirrus clouds by using a combined raman elastic-backscatter lidar. *Appl. Opt.*, 31(33) :7113–7131, Nov 1992. doi : 10.1364/AO.31.007113.
- A. Ansmann, J. Bösenberg, A. Chaikovsky, A. Comerón, S. Eckhardt, R. Eixmann, V. Freudenthaler, P. Ginoux, L. Komguem, H. Linné, M. A. L. Márquez, V. Matthias, I. Mattis, V. Mitev, D. Müller, S. Music, S. Nickovic, J. Pelon, L. Sauvage, P. Sobolewsky, M. K. Srivastava, A. Stohl, O. Torres, G. Vaughan, U. Wandinger, and M. Wiegner. Long-range transport of Saharan dust to northern Europe : The 11-16 October 2001 outbreak observed with EARLINET. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 108(D24) :4783, Dec. 2003. ISSN 2156-2202. doi : 10.1029/2003JD003757.
- S. Basart, C. Pérez, S. Nickovic, E. Cuevas, and J. Baldasano. Development and evaluation of the bsc-dream8b dust regional model over northern africa, the mediterranean and the middle east. *Tellus B*, 64(0), 2012. ISSN 1600-0889.
- L. R. Bissonnette. Sensitivity analysis of lidar inversion algorithms. *Applied Optics*, 25(13) :2122, July 1986. ISSN 0003-6935, 1539-4522. doi : 10.1364/AO.25.002122.
- C. Böckmann. Hybrid regularization method for the ill-posed inversion of multiwavelength lidar data in the retrieval of aerosol size distributions. *Applied Optics*, 40(9) :1329–1342, Mar. 2001. doi : 10.1364/AO.40.001329.
- C. Böckmann, J. Bielez, and R. Neuberz. Analysis of multi-wavelength lidar data by inversion with mollifier method. *Pure and Applied Optics (Print edition) (United Kingdom)*, 7(4) :827–836, 1998. ISSN 09639659. doi : 10.1088/0963-9659/7/4/018.
- C. Böckmann, I. Mironova, D. Müller, L. Schneidenbach, and R. Nessler. Microphysical aerosol parameters from multiwavelength lidar. *Journal of the Optical Society of America. A, Optics, Image Science, and Vision*, 22(3) :518–528, Mar. 2005. ISSN 1084-7529.
- Bohren and Huffman. Absorption and scattering of light by small particles. *Wiley*, 1983.

- O. Boucher. *Aérosols atmosphériques : Propriétés et impacts climatiques*. Springer Science & Business Media, May 2012. ISBN 978-2-8178-0055-4.
- J. R. Campbell, M. A. Vaughan, M. Oo, R. E. Holz, J. R. Lewis, and E. J. Welton. Distinguishing cirrus cloud presence in autonomous lidar measurements. *Atmos. Meas. Tech.*, 8(1) :435–449, Jan. 2015. ISSN 1867-8548. doi : 10.5194/amt-8-435-2015.
- M. Carfora, F. Esposito, and C. Serio. Numerical methods for retrieving aerosol size distributions from optical measurements of solar radiation. *Journal of Aerosol Science*, 29(10) :1225 – 1236, 1998. ISSN 0021-8502. doi : [http://dx.doi.org/10.1016/S0021-8502\(98\)00010-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0021-8502(98)00010-X).
- P. Chazette and C. Liousse. A case study of optical and chemical ground apportionment for urban aerosols in thessaloniki. *Atmospheric Environment*, 35(14) :2497–2506, May 2001. ISSN 13522310. doi : 10.1016/S1352-2310(00)00425-8.
- M. Chin, P. Ginoux, S. Kinne, O. Torres, B. N. Holben, B. N. Duncan, R. V. Martin, J. A. Logan, A. Higurashi, and T. Nakajima. Tropospheric Aerosol Optical Thickness from the GOCART Model and Comparisons with Satellite and Sun Photometer Measurements. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 59(3) :461–483, Feb. 2002. ISSN 0022-4928. doi : 10.1175/1520-0469(2002)059<0461:TAOTFT>2.0.CO;2.
- C. Chou, P. Formenti, M. Maille, P. Ausset, G. Helas, M. Harrison, and S. Osborne. Size distribution, shape, and composition of mineral dust aerosols collected during the african monsoon multidisciplinary analysis special observation period : Dust and biomass-burning experiment field campaign in niger, january 2006. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 113(D23), 2008. ISSN 2156-2202.
- S. V. Christen Currie. Evaluation of the Micro-Pulse LIDAR Calibration Constant. *22nd International Laser Radar Conference (ILRC 2004)*, 561 :279, 2004. ISSN 1609-042X.
- S. Chudzyński, A. Czyzewski, K. Ernst, G. Karasinski, K. Kolacz, A. Pietruczuk, W. Skubiszak, T. Stacewicz, K. Stelmazczyk, and A. Szymnski. Multiwavelength lidar for measurements of atmospheric aerosol. *Optics and Lasers in Engineering*, 37(2-3) :91–99, Feb. 2002. ISSN 0143-8166. doi : 10.1016/S0143-8166(01)00091-4.
- P. E. Ciddor. Refractive index of air : new equations for the visible and near infrared. *Applied Optics*, 35(9) :1566–1573, Mar. 1996. doi : 10.1364/AO.35.001566.
- S. A. Clough, M. J. Iacono, and J.-L. Moncet. Line-by-line calculations of atmospheric fluxes and cooling rates : Application to water vapor. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 97 (D14) :15761–15785, Oct. 1992. ISSN 2156-2202. doi : 10.1029/92JD01419.
- Y. Cojan. Propagation du rayonnement dans l’atmosphère. *Techniques de l’Ingénieur*, 1995.
- G. A. D’Almeida, P. Koepke, and E. P. Shettle. *Atmospheric Aerosols : Global Climatology and Radiative Characteristics*. A Deepak Pub, Hampton, Va., USA, 1991. ISBN 9780937194225.
- D. Deirmendjian. *Electromagnetic scattering on spherical polydispersions*. American Elsevier Pub. Co., 1969.
- C. Di Biagio, P. Formenti, S. A. Styler, E. Pangui, and J.-F. Doussin. Laboratory chamber measurements of the longwave extinction spectra and complex refractive indices of African and Asian mineral dusts. *Geophysical Research Letters*, 41(17) :2014GL060213, Sept. 2014. ISSN 1944-8007. doi : 10.1002/2014GL060213.

- D. Dionisi, P. Keckhut, Y. Courcoux, A. Hauchecorne, J. Porteneuve, J. L. Baray, J. Leclair de Bellevue, H. Vèrèmes, F. Gabarrot, G. Payen, R. Decoupes, and J. P. Cammas. Water vapor observations up to the lower stratosphere through the Raman lidar during the Maïdo Lidar Calibration Campaign. *Atmos. Meas. Tech.*, 8(3) :1425–1445, Mar. 2015. ISSN 1867-8548. doi : 10.5194/amt-8-1425-2015.
- B. T. Draine and P. J. Flatau. User guide for the discrete dipole approximation code DDSCAT 7.2. *arXiv :1202.3424 [astro-ph, physics :cond-mat, physics :physics]*, Feb. 2012.
- R. Draxler and G. Rolph. HYSPLIT (hybrid single-particle lagrangian integrated trajectory) model access via noaa arl ready website (<http://ready.arl.noaa.gov/hysplit.php>). *NOAA Air Resources Laboratory, Silver Spring, MD.*, 2015.
- O. Dubovik and M. D. King. A flexible inversion algorithm for retrieval of aerosol optical properties from sun and sky radiance measurements. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 105 (D16) :20673–20696, 2000. ISSN 2156-2202. doi : 10.1029/2000JD900282.
- O. Dubovik, A. Smirnov, B. N. Holben, M. D. King, Y. J. Kaufman, T. F. Eck, and I. Slutsker. Accuracy assessments of aerosol optical properties retrieved from Aerosol Robotic Network (AERONET) Sun and sky radiance measurements. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 105 (D8) :9791–9806, Apr. 2000. ISSN 2156-2202. doi : 10.1029/2000JD900040.
- O. Dubovik, B. Holben, T. F. Eck, A. Smirnov, Y. J. Kaufman, M. D. King, D. Tanré, and I. Slutsker. Variability of Absorption and Optical Properties of Key Aerosol Types Observed in Worldwide Locations. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 59(3) :590–608, Feb. 2002. ISSN 0022-4928. doi : 10.1175/1520-0469(2002)059<0590:VOAAOP>2.0.CO;2.
- S. Fauqueux, L. Labarre, K. Caillault, C. Malherbe, A. Roblin, B. Rosier, and P. Simoneau. Matisse-v2.0, a radiative transfer code for advanced infrared earth modelling. *OPTRO*, 2012.
- F. G. Fernald. Analysis of atmospheric lidar observations : some comments. *Applied Optics*, 23(5) : 652–653, Mar. 1984. doi : 10.1364/AO.23.000652.
- P. Forster, V. Ramaswamy, P. Artaxo, T. Berntsen, R. Betts, D. Fahey, J. Haywood, J. Lean, D. Lowe, G. Myhre, J. Nganga, R. Prinn, G. Raga, M. Schulz, and R. Van Dorland. *Changes in Atmospheric Constituents and in Radiative Forcing*, pages pp. 129–243. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, 2007.
- S. A. C. G. P. Anderson. AFGL Atmospheric Constituent Profiles (0.120km). *AIR FORCE GEOPHYSICS LAB*, page 46, 1986.
- S. Gasso, D. A. Hegg, D. S. Covert, D. Collins, K. J. Noone, E. Ostrom, B. Schmid, P. B. Russell, J. M. Livingston, P. A. Durkee, and H. Jonsson. Influence of humidity on the aerosol scattering coefficient and its effect on the upwelling radiance during ACE-2. *Tellus B*, 52(2) :546–567, Apr. 2000. ISSN 0280-6509, 1600-0889. doi : 10.1034/j.1600-0889.2000.00055.x.
- J. Gasteiger, S. Groß, V. Freudenthaler, and M. Wiegner. Volcanic ash from iceland over munich : mass concentration retrieved from ground-based remote sensing measurements. *Atmos. Chem. Phys.*, 11 (5) :2209–2223, Mar. 2011. ISSN 1680-7324. doi : 10.5194/acp-11-2209-2011.
- M. J. Granados-Muñoz, F. Navas-Guzmán, J. A. Bravo-Aranda, J. L. Guerrero-Rascado, H. Lyamani, A. Valenzuela, G. Titos, J. Fernández-Gálvez, and L. Alados-Arboledas. Hygroscopic growth of atmospheric aerosol particles based on active remote sensing and radiosounding measurements : selected cases in southeastern Spain. *Atmos. Meas. Tech.*, 8(2) :705–718, Feb. 2015. ISSN 1867-8548. doi : 10.5194/amt-8-705-2015.

- S. Groß, M. Wirth, A. Schäfler, A. Fix, S. Kaufmann, and C. Voigt. Potential of airborne lidar measurements for cirrus cloud studies. *Atmos. Meas. Tech.*, 7(8) :2745–2755, Aug. 2014. ISSN 1867-8548. doi : 10.5194/amt-7-2745-2014.
- M. D. Guasta, M. Morandi, L. Stefanutti, B. Stein, and J. P. Wolf. Derivation of mount pinatubo stratospheric aerosol mean size distribution by means of a multiwavelength lidar. *Appl. Opt.*, 33 (24) :5690–5697, Aug 1994. doi : 10.1364/AO.33.005690.
- G. Hänel. The properties of atmospheric aerosol particles as function of the relative humidity at thermodynamic equilibrium with the surrounding moist air. *Advances of Geophysics*, 19 :74–189, 1976.
- Q. S. He, C. C. Li, J. T. Mao, A. K. H. Lau, and P. R. Li. A study on the aerosol extinction-to-backscatter ratio with combination of micro-pulse LIDAR and MODIS over hong kong. *Atmos. Chem. Phys.*, 6(11) :3243–3256, Aug. 2006. ISSN 1680-7324. doi : 10.5194/acp-6-3243-2006.
- J. Heintzenberg, D. C. Covert, and R. V. Dingenen. Size distribution and chemical composition of marine aerosols : a compilation and review. *Tellus B*, 52(4), 2000. ISSN 1600-0889. doi : 10.3402/tellusb.v52i4.17090.
- M. Hess, P. Koepke, and I. Schult. Optical properties of aerosols and clouds : The software package OPAC. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79(5) :831–844, may 1998. ISSN 0003-0007, 1520-0477. doi : 10.1175/1520-0477(1998)079<0831:OPOAAC>2.0.CO;2.
- A. Hirsikko, E. J. O’Connor, M. Komppula, K. Korhonen, A. Pfüller, E. Giannakaki, C. R. Wood, M. Bauer-Pfundstein, A. Poikonen, T. Karppinen, H. Lonka, M. Kurri, J. Heinonen, D. Moiseev, E. Asmi, V. Aaltonen, A. Nordbo, E. Rodriguez, H. Lihavainen, A. Laaksonen, K. E. J. Lehtinen, T. Laurila, T. Petäjä, M. Kulmala, and Y. Viisanen. Observing wind, aerosol particles, cloud and precipitation : Finland’s new ground-based remote-sensing network. *Atmos. Meas. Tech.*, 7(5) : 1351–1375, May 2014. ISSN 1867-8548. doi : 10.5194/amt-7-1351-2014.
- B. Holben, T. Eck, I. Slutsker, D. Tanré, J. Buis, A. Setzer, E. Vermote, J. Reagan, Y. Kaufman, T. Nakajima, F. Lavenue, I. Jankowiak, and A. Smirnov. AERONET : a federated instrument network and data archive for aerosol characterization. *Remote Sensing of Environment*, 66 :1–16, 1998. ISSN 0034-4257. doi : 10.1016/S0034-4257(98)00031-5.
- L. Ibgui and J. M. Hartmann. An optimized line by line code for plume signature calculations i : model and data. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 75(3) :273–295, Nov. 2002. ISSN 0022-4073. doi : 10.1016/S0022-4073(02)00010-9.
- M. Z. Jacobson. *Fundamentals of Atmospheric Modeling*. Cambridge University Press, May 2005. ISBN 9780521548656.
- T. W. Jeff Beck. A highly sensitive multi-element HgCdTe e-APD detector for IPDA lidar applications. *Journal of Electronic Materials*, 43(8), 2014. ISSN 0361-5235. doi : 10.1007/s11664-014-3164-8.
- T. J. Johnson, R. L. Sams, and S. W. Sharpe. The pnml quantitative infrared database for gas-phase sensing : a spectral library for environmental, hazmat, and public safety standoff detection. *SPIE Proceedings Vol. 5269*, pages 159–167, Mar. 2004. doi : 10.1117/12.515604.
- D. Jones. Atmospheric transmission, emission and scattering : by thomas g. kyle. pergamon press, oxford (1991). 288 pp. *Infrared Physics*, 33(5) :449 –, 1992. ISSN 0020-0891. doi : http://dx.doi.org/10.1016/0020-0891(92)90045-U.
- C. E. Junge. Air chemistry and radioactivity. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 90(384) :220–221, 1964. ISSN 1477-870X. doi : 10.1002/qj.49709038422.

- C. D. Keeling. The concentration and isotopic abundances of carbon dioxide in the atmosphere. *Tellus*, 12(2), 1960. ISSN 2153-3490. doi : 10.1111/j.2153-3490.1960.tb01300.x.
- S.-W. Kim, S. Berthier, J.-C. Raut, P. Chazette, F. Dulac, and S.-C. Yoon. Validation of aerosol and cloud layer structures from the space-borne lidar CALIOP using a ground-based lidar in Seoul, Korea. *Atmos. Chem. Phys.*, 8(13) :3705–3720, July 2008. ISSN 1680-7324. doi : 10.5194/acp-8-3705-2008.
- M. D. King, Y. J. Kaufman, D. Tanré, and T. Nakajima. Remote sensing of tropospheric aerosols from space : Past, present, and future. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 80(11) :2229–2259, Nov. 1999. ISSN 0003-0007, 1520-0477. doi : 10.1175/1520-0477(1999)080<2229:RSOTAF>2.0.CO;2.
- J. D. Klett. Stable analytical inversion solution for processing lidar returns. *Applied Optics*, 20(2) : 211, Jan. 1981. ISSN 0003-6935, 1539-4522. doi : 10.1364/AO.20.000211.
- J. D. Klett. Lidar inversion with variable backscatter/extinction ratios. *Applied Optics*, 24(11) : 1638–1643, June 1985. doi : 10.1364/AO.24.001638.
- D. C. Knauss. Significance of the boundary value term in the Klett lidar inversion formula. *Applied Optics*, 21(23) :4194, Dec. 1982. ISSN 0003-6935, 1539-4522. doi : 10.1364/AO.21.004194.
- P. Koepke, M. Hess, I. Schult, and E. Shettle. Global aerosol dataset. *Max-Planck-Institut für Meteorologie*, Report N 243(Report N 243) :44 pp., September 1997.
- V. Kovalev, A. Petkov, C. Wold, S. Urbanski, and W. M. Hao. Determination of the smoke-plume heights and their dynamics with ground-based scanning lidar. *Applied Optics*, 54(8) :2011–2017, Mar. 2015. doi : 10.1364/AO.54.002011.
- V. A. Kovalev and W. E. Eichinger. *Uncertainty Estimation for Lidar Measurements*, pages 185–222. John Wiley & Sons, Inc., 2005. ISBN 9780471643173. doi : 10.1002/0471643173.ch6.
- P. Kulkarni, S. Ramachandran, Y. Bhavani Kumar, D. Narayana Rao, and M. Krishnaiah. Features of upper troposphere and lower stratosphere aerosols observed by lidar over Gadanki, a tropical Indian station. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 113(D17) :D17207, Sept. 2008. ISSN 2156-2202. doi : 10.1029/2007JD009411.
- G. J. Kunz and G. de Leeuw. Inversion of lidar signals with the slope method. *Applied Optics*, 32 (18) :3249, June 1993. ISSN 0003-6935, 1539-4522. doi : 10.1364/AO.32.003249.
- I. E. G. L. S. Rothman. The HITRAN2012 molecular spectroscopic database. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 130 :4–50, 2013. ISSN 0022-4073. doi : 10.1016/j.jqsrt.2013.07.002.
- A. Lacis and M. Mishchenko. Climate forcing, climate sensitivity, and climate response : A radiative modeling perspective on atmospheric aerosols. In *Aerosol Forcing of Climate : Report of the Dahlem Workshop on Aerosol Forcing of Climate*, 1995.
- C. Lawson and R. Hanson. *Solving Least Squares Problems*. Classics in Applied Mathematics. Society for Industrial and Applied Mathematics, Jan. 1995. ISBN 978-0-89871-356-5.
- W. J. Li and L. Y. Shao. Observation of nitrate coatings on atmospheric mineral dust particles. *Atmos. Chem. Phys.*, 9(6) :1863–1871, Mar. 2009. ISSN 1680-7324. doi : 10.5194/acp-9-1863-2009.
- H. Lindqvist, O. Jokinen, K. Kandler, D. Scheuvsen, and T. Nousiainen. Single scattering by realistic, inhomogeneous mineral dust particles with stereogrammetric shapes. *Atmos. Chem. Phys. Discuss.*, 13(7) :18451–18488, July 2013. ISSN 1680-7375. doi : 10.5194/acpd-13-18451-2013.

- G. W. Mann, K. S. Carslaw, C. L. Reddington, K. J. Pringle, M. Schulz, A. Asmi, D. V. Spracklen, D. A. Ridley, M. T. Woodhouse, L. A. Lee, K. Zhang, S. J. Ghan, R. C. Easter, X. Liu, P. Stier, Y. H. Lee, P. J. Adams, H. Tost, J. Lelieveld, S. E. Bauer, K. Tsigaridis, T. P. C. van Noije, A. Strunk, E. Vignati, N. Bellouin, M. Dalvi, C. E. Johnson, T. Bergman, H. Kokkola, K. von Salzen, F. Yu, G. Luo, A. Petzold, J. Heintzenberg, A. Clarke, J. A. Ogren, J. Gras, U. Baltensperger, U. Kaminski, S. G. Jennings, C. D. O'Dowd, R. M. Harrison, D. C. S. Beddows, M. Kulmala, Y. Viisanen, V. Ulevicius, N. Mihalopoulos, V. Zdimal, M. Fiebig, H.-C. Hansson, E. Swietlicki, and J. S. Henzing. Intercomparison and evaluation of global aerosol microphysical properties among AeroCom models of a range of complexity. *Atmos. Chem. Phys.*, 14(9) :4679–4713, May 2014. ISSN 1680-7324. doi : 10.5194/acp-14-4679-2014.
- C. C. Marchant, T. Wilkerson, G. E. Bingham, V. V. Zavyalov, J. M. Andersen, C. B. Wright, S. S. Cornelsen, R. S. Martin, P. J. Silva, and J. L. Hatfield. Aglite lidar : a portable elastic lidar system for investigating aerosol and wind motions at or around agricultural production facilities. *Journal of Applied Remote Sensing*, 3(1) :033511–033511–20, 2009. doi : 10.1117/1.3097928.
- A. Matsuki, B. Quennehen, A. Schwarzenboeck, S. Crumeyrolle, H. Venzac, P. Laj, and L. Gomes. Temporal and vertical variations of aerosol physical and chemical properties over west africa : AMMA aircraft campaign in summer 2006. *Atmos. Chem. Phys.*, 10(17) :8437–8451, Sept. 2010. ISSN 1680-7324. doi : 10.5194/acp-10-8437-2010.
- V. Matthias, D. Balis, J. Bösenberg, R. Eixmann, M. Iarlori, L. Komguem, I. Mattis, A. Papayannis, G. Pappalardo, M. R. Perrone, and X. Wang. Vertical aerosol distribution over Europe : Statistical analysis of Raman lidar data from 10 European Aerosol Research Lidar Network (EARLINET) stations. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 109(D18) :D18201, Sept. 2004. ISSN 2156-2202. doi : 10.1029/2004JD004638.
- I. Mattis, A. Ansmann, D. Müller, U. Wandinger, and D. Althausen. Dual-wavelength raman lidar observations of the extinction-to-backscatter ratio of saharan dust. *Geophysical Research Letters*, 29(9) :20–1–20–4, 2002. ISSN 1944-8007. doi : 10.1029/2002GL014721.
- R. M. Measures. *Laser Remote Sensing : Fundamentals and Applications*. Krieger, 1984.
- R. T. Menzies and D. M. Tratt. Airborne co2 coherent lidar for measurements of atmospheric aerosol and cloud backscatter. *Appl. Opt.*, 33(24) :5698–5711, Aug 1994. doi : 10.1364/AO.33.005698.
- M. I. Mishchenko, L. D. Travis, and D. W. Mackowski. T-matrix computations of light scattering by nonspherical particles : A review. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 55 (5) :535–575, May 1996. ISSN 00224073. doi : 10.1016/0022-4073(96)00002-7.
- O. Möhler, S. Büttner, C. Linke, M. Schnaiter, H. Saathoff, O. Stetzer, R. Wagner, M. Krämer, A. Mangold, V. Ebert, and U. Schurath. Effect of sulfuric acid coating on heterogeneous ice nucleation by soot aerosol particles. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 110(D11) :D11210, June 2005. ISSN 2156-2202. doi : 10.1029/2004JD005169.
- A. Mortier, P. Goloub, T. Podvin, C. Deroo, A. Chaikovsky, N. Ajtai, L. Blarel, D. Tanre, and Y. Derimian. Detection and characterization of volcanic ash plumes over Lille during the Eyjafjallajökull eruption. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 13(7) :3705–3720, 2013. doi : 10.5194/acp-13-3705-2013.
- D. Müller, U. Wandinger, and A. Ansmann. Microphysical particle parameters from extinction and backscatter lidar data by inversion with regularization : theory. *Appl. Opt.*, 38(12) :2346–2357, Apr 1999a. doi : 10.1364/AO.38.002346.

- D. Müller, U. Wandinger, and A. Ansmann. Microphysical particle parameters from extinction and backscatter lidar data by inversion with regularization : simulation. *Appl. Opt.*, 38(12) :2358–2368, Apr 1999b. doi : 10.1364/AO.38.002358.
- D. Müller, A. Ansmann, I. Mattis, M. Tesche, U. Wandinger, D. Althausen, and G. Pisani. Aerosol-type-dependent lidar ratios observed with Raman lidar. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 112(D16) :D16202, Aug. 2007. ISSN 2156-2202. doi : 10.1029/2006JD008292.
- H. Müller and H. Quenzel. Information content of multispectral lidar measurements with respect to the aerosol size distribution. *Applied Optics*, 24(5) :648–654, Mar. 1985. doi : 10.1364/AO.24.000648.
- T. Müller, A. Schladitz, A. Massling, N. Kaaden, K. Kandler, and A. Wiedensohler. Spectral absorption coefficients and imaginary parts of refractive indices of saharan dust during samum-1. *Tellus B*, 61(1), 2011. ISSN 1600-0889.
- S. R. Murty. Aerosol speckle effects on atmospheric pulsed lidar backscattered signals. *Appl. Opt.*, 28(5) :875–878, Mar 1989. doi : 10.1364/AO.28.000875.
- P. Nabat, S. Somot, M. Mallet, M. Michou, F. Sevault, F. Driouech, D. Meloni, A. di Sarra, C. Di Biagio, P. Formenti, M. Sicard, J.-F. Léon, and M.-N. Bouin. Dust aerosol radiative effects during summer 2012 simulated with a coupled regional aerosol-atmosphere-ocean model over the Mediterranean. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 15(6) :3303–3326, 2015. doi : 10.5194/acp-15-3303-2015.
- T. Nousiainen. Optical modeling of mineral dust particles : A review. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 110(14-16) :1261–1279, Sept. 2009. ISSN 0022-4073. doi : 10.1016/j.jqsrt.2009.03.002.
- T. Nousiainen, M. Kahnert, and B. Veihelmann. Light scattering modeling of small feldspar aerosol particles using polyhedral prisms and spheroids. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 101(3) :471–487, Oct. 2006. ISSN 0022-4073. doi : 10.1016/j.jqsrt.2006.02.038.
- T. Nousiainen, O. Muñoz, H. Lindqvist, P. Mauno, and G. Videen. Light scattering by large Saharan dust particles : Comparison of modeling and experimental data for two samples. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 112(3) :420–433, Feb. 2011. ISSN 0022-4073. doi : 10.1016/j.jqsrt.2010.09.003.
- E. J. O’Connor, A. J. Illingworth, and R. J. Hogan. A Technique for Autocalibration of Cloud Lidar. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 21(5) :777–786, May 2004. ISSN 0739-0572. doi : 10.1175/1520-0426(2004)021<0777:ATFAOC>2.0.CO;2.
- C. Osterloh, L. abd Böckmann. An Adaptive Base Point Algorithm for the Retrieval of Aerosol Microphysical Properties. *The Open Atmospheric Science Journal*, 511(61) :61–73, 2011. ISSN 1874-2823.
- R. P. *Mesure Par Lidar de la Pollution Atmosphérique et Des Paramètres Météorologiques*. PhD thesis, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 1991.
- G. Pappalardo, A. Amodeo, M. Pandolfi, U. Wandinger, A. Ansmann, J. Bösenberg, V. Matthias, V. Amiridis, F. De Tomasi, M. Frioud, M. Iarlori, L. Komguem, A. Papayannis, F. Rocadenbosch, and X. Wang. Aerosol lidar intercomparison in the framework of the EARLINET project. 3. Raman lidar algorithm for aerosol extinction, backscatter, and lidar ratio. *Applied Optics*, 43(28) :5370–5385, Oct. 2004. doi : 10.1364/AO.43.005370.
- D. Pérez-Ramírez, D. N. Whiteman, I. Veselovskii, A. Kolgotin, M. Korenskiy, and L. Alados-Arboledas. Effects of systematic and random errors on the retrieval of particle microphysical properties from multiwavelength lidar measurements using inversion with regularization. *Atmos. Meas. Tech.*, 6(11) :3039–3054, Nov. 2013. ISSN 1867-8548. doi : 10.5194/amt-6-3039-2013.

- J. N. Porter and A. D. Clarke. Aerosol size distribution models based on in situ measurements. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, Volume 102, Issue D5, pp. 6035–6045, May 1997.
- H. Randriamiarisoa, P. Chazette, P. Couvert, J. Sanak, and G. Mégie. Relative humidity impact on aerosol parameters in a paris suburban area. *Atmos. Chem. Phys.*, 6(5) :1389–1407, May 2006. ISSN 1680-7324. doi : 10.5194/acp-6-1389-2006.
- B. G. Ravil Agishev. Simple approach to predict APD/PMT lidar detector performance under sky background using dimensionless parametrization. *Optics and Lasers in Engineering*, 44(8) :779–796, 2006. ISSN 0143-8166. doi : 10.1016/j.optlaseng.2005.07.010.
- F. Rocadenbosch and A. Comerón. Error Analysis for the Lidar Backward Inversion Algorithm. *Applied Optics*, 38(21) :4461, July 1999. ISSN 0003-6935, 1539-4522. doi : 10.1364/AO.38.004461.
- F. Rocadenbosch Burillo. *Lidar sensing of the atmosphere : receiver design and inversion algorithms for an elastic system*. PhD thesis, Universitat Politècnica de Catalunya, 1996.
- G. L. Schuster, M. Vaughan, D. MacDonnell, W. Su, D. Winker, O. Dubovik, T. Lapyonok, and C. Trepte. Comparison of CALIPSO aerosol optical depth retrievals to AERONET measurements, and a climatology for the lidar ratio of dust. *Atmospheric Chemistry & Physics Discussions*, 12 : 11641–11697, May 2012. doi : 10.5194/acpd-12-11641-2012.
- Y. Seity, P. Brousseau, S. Malardel, G. Hello, P. Bénard, F. Bouttier, C. Lac, and V. Masson. The AROME-France Convective-Scale Operational Model. *Monthly Weather Review*, 139(3) :976–991, Oct. 2010. ISSN 0027-0644. doi : 10.1175/2010MWR3425.1.
- T. A. Semeniuk, M. E. Wise, S. T. Martin, L. M. Russell, and P. R. Buseck. Water uptake characteristics of individual atmospheric particles having coatings. *Atmospheric environment*, 41(29) : 6225–6235, 2007. ISSN 1352-2310.
- E. P. Shettle and R. W. Fenn. Models for the aerosols of the lower atmosphere and the effects of humidity variations on their optical properties. *Environmental Research Paper Air Force Geophysics Lab., Hanscom AFB, MA. Optical Physics Div.*, Sept. 1979.
- M. Sicard, S. Bertolín, C. Muñoz, A. Rodríguez, F. Rocadenbosch, and A. Comerón. Separation of aerosol fine- and coarse-mode radiative properties : Effect on the mineral dust longwave, direct radiative forcing. *Geophysical Research Letters*, 41(19) :2014GL060946, Oct. 2014. ISSN 1944-8007. doi : 10.1002/2014GL060946.
- B. Sič, L. El Amraoui, V. Marécal, B. Josse, J. Arteta, J. Guth, M. Joly, and P. D. Hamer. Modelling of primary aerosols in the chemical transport model MOCAGE : development and evaluation of aerosol physical parameterizations. *Geosci. Model Dev.*, 8(2) :381–408, Feb. 2015. ISSN 1991-9603. doi : 10.5194/gmd-8-381-2015.
- L. D. Smullin and G. Fiocco. Optical echoes from the moon. *Nature*, 194(4835) :1267–1267, June 1962. ISSN 0028-0836. doi : 10.1038/1941267a0.
- I. N. Sokolik, D. M. Winker, G. Bergametti, D. A. Gillette, G. Carmichael, Y. J. Kaufman, L. Gomes, L. Schuetz, and J. E. Penner. Introduction to special section : Outstanding problems in quantifying the radiative impacts of mineral dust. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 106(D16) : 18015–18027, 2001. ISSN 2156-2202. doi : 10.1029/2000JD900498.
- E. F. Sylvain Geffroy. Atmospheric aerosol size retrieval from LIDAR data applying genetic algorithm approach. *22nd International Laser Radar Conference (ILRC 2004)*, 561 :349, 2004. ISSN 1609-042X.

- M. Tesche, S. Gross, A. Ansmann, D. Müller, D. Althausen, V. Freudenthaler, and M. Esselborn. Profiling of saharan dust and biomass-burning smoke with multiwavelength polarization raman lidar at cape verde. *Tellus B*, 63(4), 2011. ISSN 1600-0889.
- G. D. Thurston, K. Ito, M. Lippmann, and C. Hayes. Reexamination of London, England, mortality in relation to exposure to acidic aerosols during 1963-1972 winters. *Environmental Health Perspectives*, 79 :73–82, Feb. 1989. ISSN 0091-6765.
- A. Tikhonov and V. Arsenin. *Solutions of ill-posed problems*. Winston, 1977. ISBN 978-0-470-99124-4.
- O. B. Toon and T. P. Ackerman. Algorithms for the calculation of scattering by stratified spheres. *Appl. Opt.*, 20(20) :3657–3660, Oct 1981. doi : 10.1364/AO.20.003657.
- I. Veselovskii, A. Kolgotin, V. Giaznov, D. Müller, U. Wandinger, and D. N. Whiteman. Inversion with regularization for the retrieval of tropospheric aerosol parameters from multiwavelength lidar sounding. *Applied Optics*, 41(18) :3685–3699, June 2002. doi : 10.1364/AO.41.003685.
- I. Veselovskii, A. Kolgotin, V. Giaznov, D. Müller, K. Franke, and D. N. Whiteman. Inversion of multiwavelength raman lidar data for retrieval of bimodal aerosol size distribution. *Applied Optics*, 43(5) :1180–1195, Feb. 2004. doi : 10.1364/AO.43.001180.
- I. Veselovskii, A. Kolgotin, D. Müller, and D. N. Whiteman. Information content of multiwavelength lidar data with respect to microphysical particle properties derived from eigenvalue analysis. *Applied Optics*, 44(25) :5292–5303, Sept. 2005. doi : 10.1364/AO.44.005292.
- I. Veselovskii, O. Dubovik, A. Kolgotin, T. Lapyonok, P. Di Girolamo, D. Summa, D. N. Whiteman, M. Mishchenko, and D. Tanré. Application of randomly oriented spheroids for retrieval of dust particle parameters from multiwavelength lidar measurements. *Journal of Geophysical Research*, 115(D21), Nov. 2010. ISSN 0148-0227. doi : 10.1029/2010JD014139.
- J. Wagner, A. Ansmann, U. Wandinger, P. Seifert, A. Schwarz, M. Tesche, A. Chaikovsky, and O. Dubovik. Evaluation of the Lidar/Radiometer Inversion Code (LIRIC) to determine microphysical properties of volcanic and desert dust. *Atmos. Meas. Tech.*, 6(7) :1707–1724, July 2013. ISSN 1867-8548. doi : 10.5194/amt-6-1707-2013.
- R. Wagner, T. Ajtai, K. Kandler, K. Lieke, C. Linke, T. Müller, M. Schnaiter, and M. Vragel. Complex refractive indices of Saharan dust samples at visible and near UV wavelengths : a laboratory study. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 12(5) :2491–2512, 2012. doi : 10.5194/acp-12-2491-2012.
- Y. Wang, K. N. Sartelet, M. Bocquet, and P. Chazette. Assimilation of ground versus lidar observations for PM10 forecasting. *Atmos. Chem. Phys.*, 13(1) :269–283, Jan. 2013. ISSN 1680-7324. doi : 10.5194/acp-13-269-2013.
- E. Weingartner, M. Gysel, and U. Baltensperger. Hygroscopicity of aerosol particles at low temperatures. 1. new low-temperature h-TDMA instrument : setup and first applications. *Environmental science & technology*, 36(1) :55–62, Jan. 2002. ISSN 0013-936X. PMID : 11811490.
- C. Weitkamp. *Lidar - Range-Resolved Optical Remote Sensing of the Atmosphere*, volume 102. Springer-Verlag, New York, 1 edition, 2005. ISBN 978-0-387-40075-4.
- M. Ye, S. Wang, Y. Lu, T. Hu, Z. Zhu, and Y. Xu. Inversion of particle-size distribution from angular light-scattering data with genetic algorithms. *Applied optics*, 38(12) :2677–2685, Apr. 1999. ISSN 0003-6935. PMID : 18319841.

Lidar multispectral pour la caractérisation des aérosols

La caractérisation des composants de l'atmosphère tels que les gaz à effet de serre et les aérosols constitue un enjeu majeur. Le GIEC a identifié dans son dernier rapport que les aérosols contribuent à la plus grande part des incertitudes dans l'estimation des facteurs du réchauffement climatique. Il convient donc de développer des outils et des méthodes permettant de mieux estimer les propriétés microphysiques des aérosols.

Cette thèse vise à montrer l'apport d'un lidar multispectral comportant de nouvelles longueurs d'onde dans le proche infrarouge, pour la caractérisation des aérosols. Ainsi, l'augmentation du nombre de longueurs d'onde permet, par rapport à un lidar mono-longueur d'onde, de remonter aux propriétés microphysiques des aérosols (distribution en taille et composition).

Tout d'abord, un simulateur de signaux lidar multispectraux a été développé permettant d'avoir une première estimation du bilan de détection, de comprendre la physique du signal et enfin d'évaluer les performances des méthodes d'estimation des aérosols. Deux méthodes ont été testées pour retrouver les propriétés des aérosols. La première est basée sur l'inversion sur signal lidar, tandis que la seconde retrouve les propriétés des aérosols qui minimisent la différence entre des signaux simulés et les signaux expérimentaux. Leurs performances ont été évaluées en prenant en compte différentes incertitudes sur les aérosols (indice, forme) et sur les performances de la détection. Le développement de cette chaîne de simulation (directe/inverse) a permis de s'intéresser notamment à l'impact de la morphologie (forme/enrobage) des aérosols sur les propriétés microphysiques retrouvées, mais aussi de quantifier l'apport de longueurs d'onde supplémentaires dans le schéma d'inversion.

La méthode retenue a pu être validée sur un jeu de données réelles (3 longueurs d'ondes), issu d'une collaboration avec le RSLab de Barcelone, en comparant nos résultats à ceux provenant du réseau AERONET.

Mots-clés : LIDAR ; AEROSOL ; INVERSION MULTISPECTRAL ; PROPRIETES MICROPHYSIQUES

Multispectral lidar for the characterisation of aerosols

The purpose of this thesis is to show the contribution of a multispectral lidar for the characterisation of aerosols, in particular when wavelengths in near infrared are added. Indeed, compared with a mono-wavelength lidar, the information contained in multispectral profiles allow to retrieve the microphysical properties of aerosols (particle size distribution and composition). To this end, we adapted a multispectral lidar signal simulator to our study in order to develop and test two methods which objective is to obtain the microphysical properties of aerosol along the line-of-sight from synthetic lidar signals.

The first method, based on the inversion of lidar signals, enables to find the length distribution of aerosols and therefore to deduce their concentration and their modal radius. This method requires a priori information about the aerosols. An error budget was made by introducing uncertainties on the a priori parameters. It shows that the results obtained regarding the concentration and modal radius are accurate (respectively 16% and 17% uncertainty). The advantage of this method is that it does not require absolute calibration of the instrument.

The principle of the second method is to minimize the difference between the studied and the simulated signals. Even if the accuracy on the size distribution is lower (35% and 40% on the concentration and modal radius) and the calibration constant of the instrument has to be known, this method has the advantage to find the concentration of the aerosols in 74% of the cases.

Finally, the first method was validated on real data, coming from a collaboration with the RSLab (Barcelona), by comparing our results with those obtained by this team (7% difference on the modal radius).

Keywords : LIDAR ; AEROSOLS ; MULTI-WAVELENGTH RETRIEVAL ; ALGORITHM ; MICROPHYSICAL PROPERTIES